

## REMOÇÃO DE DISTORÇÃO EM MEDIÇÕES DE HISTERESE TÉRMICA ATRAVÉS DE DESCONVOLUÇÃO CEGA

EDUARDO F. SIMAS FILHO<sup>‡\*</sup>, LUIZ A. L. DE ALMEIDA<sup>†</sup>

<sup>\*</sup>*Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia da Bahia  
Simões Filho, Bahia, Brasil.*

<sup>‡</sup>*Laboratório de Processamento de Sinais, COPPE/Poli/UFRJ  
Rio de Janeiro, Brasil.*

<sup>†</sup>*IHAC, Universidade Federal da Bahia  
Bahia, Brasil*

Emails: [esimas@lps.ufrj.br](mailto:esimas@lps.ufrj.br), [lalberto@ufba.br](mailto:lalberto@ufba.br)

**Abstract**— The aim of this work is the thermodynamic characterization of vanadium dioxide ( $VO_2$ ) thin films, which exhibit hysteresis in the temperature-resistance ( $T \times R$ ) characteristic. Temperature sensors usually present slow dynamic responses, and thus, when characterizing thermal hysteresis, the result is a distorted version of the real curve. In a previous work, a supervised neural network was applied to remove the distortion introduced by the measurement channel. For this, a measurement performed at very low  $\frac{dT}{dt}$  (quasi-static) is required to be used as target output. In this work, an unsupervised (blind) signal processing technique (blind deconvolution) is applied to remove the measurement channel distortion. A great advantage of the proposed methodology is that it does not require the time-consuming quasi-static measurement and achieves low MSE values ( $\approx 3 \times 10^{-1} \text{ }^\circ\text{C}$ ).

**Keywords**— Blind Deconvolution, Hysteresis,  $VO_2$  thin films, Signal Processing, Bussgang Algorithms.

**Resumo**— O objetivo deste trabalho é a caracterização termodinâmica dos filmes finos de dióxido de vanádio ( $VO_2$ ), que apresentam histerese na característica temperatura-resistência ( $T \times R$ ). Sensores de temperatura usualmente apresentam resposta dinâmica lenta, conseqüentemente, quando aplicados para caracterização de histerese térmica, o resultado é uma versão distorcida da curva real. Em um trabalho anterior, uma rede neural supervisionada foi aplicada para remover a distorção gerada pelo sistema de medição. Para isso, uma medição realizada em  $\frac{dT}{dt}$  muito baixa (quase-estática) é necessária para ser usada como referência de saída. Neste trabalho, uma técnica não-supervisionada (cega) de processamento de sinais (desconvolução cega) é utilizada para remover a distorção do sistema de medição. A grande vantagem do método proposto é que não é necessária a medição da curva quase-estática, economizando tempo de trabalho e ainda assim obtendo baixo erro médio quadrático ( $\approx 3 \times 10^{-1} \text{ }^\circ\text{C}$ ).

**Keywords**— Desconvolução Cega, Histerese, Filmes Finos de  $VO_2$ , Processamento de Sinais, Algoritmos Bussgang.

### 1 Introdução

O dióxido de vanádio ( $VO_2$ ) é utilizado na construção de sensores para detecção e modulação óptica. Estes sensores combinados com o circuito eletrônico de polarização são chamados de bolômetros. Conforme mostrado na Figura 1 o  $VO_2$  apresenta histerese na curva  $T \times R$ .

Conforme descrito em (de Almeida, 2003), o  $VO_2$  quando depositado em filmes finos (espessura típica de  $1\mu\text{m}$ ) apresenta transição de estado sólido de semi-condutor para metal, provocando consideráveis mudanças em suas características físicas. Para  $T < 30^\circ\text{C}$  o filme se comporta como semi-condutor e para  $T > 60^\circ\text{C}$  como metal. Na região de transição ( $30^\circ\text{C} < T < 60^\circ\text{C}$ ) ocorre a histerese. A utilização do filme de  $VO_2$  em bolômetros na região de histerese é interessante pois ela apresenta alta sensibilidade (grande variação da resistência para pequenas variações na temperatura).

Para a utilização do  $VO_2$  na região de transição é necessário realizar a caracterização da curva de

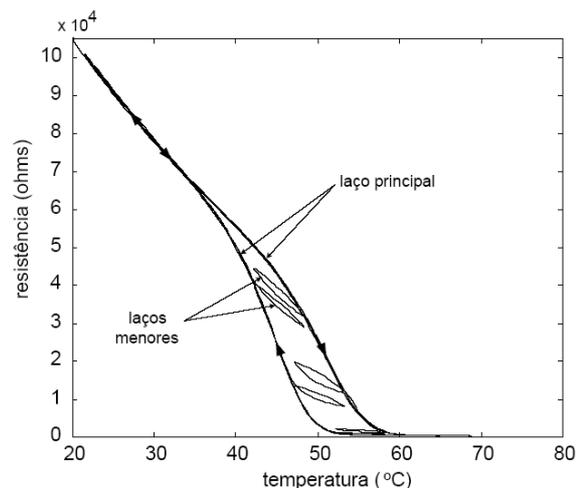


Figura 1: Curva de histerese de um filme fino de  $VO_2$ .

histerese, que apresenta, além do laço principal, múltiplos laços menores (ver Figura 1). Um problema que aparece nesta caracterização é que o atraso na resposta dos sistemas de medição de tem-

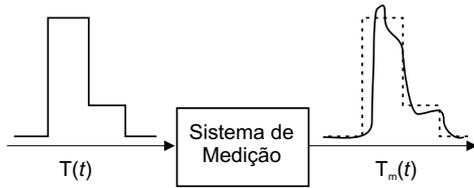


Figura 2: Efeito do sistema de medição na temperatura.

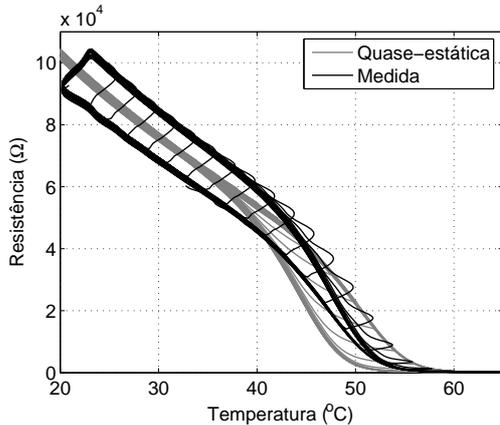


Figura 3: Efeito do sistema na curva de histerese.

peratura provoca uma distorção nos valores medidos e conseqüentemente a obtenção de uma curva de histerese diferente da curva real. As Figuras 2 e 3 mostram a distorção provocada pelo sistema de medição respectivamente na temperatura medida ( $T_m$ ) e na curva de histerese.

Uma forma de minimizar os efeitos do atraso dos sistemas de medição de temperatura, é realizar a caracterização da curva de histerese com uma taxa de variação da temperatura ( $\frac{dT}{dt}$ ) muito baixa. A curva medida desta forma é chamada de quase-estática, sendo a melhor aproximação disponível para a histerese real. O procedimento para obtenção da curva quase-estática consome muito tempo, não sendo viável sua realização para um conjunto grande de filmes.

Em um trabalho anterior (Simas Filho and Almeida, 2007), uma rede neural supervisionada (Rede Neural com Atrasos Temporais ou TDNN, do inglês *Time-Delay Neural Network*) (Haykin, 2008) foi utilizada para estimar a função de transferência do sistema de medição a partir da curva medida (entrada da rede) e da curva quase-estática (saída alvo). Uma vez que um modelo para o sistema de medição é obtido pela rede neural, ele pode ser utilizado na caracterização de outros filmes.

No presente trabalho é proposto o uso de uma técnica não-supervisionada de processamento de sinais (desconvolução cega ou *blind deconvolution*) (Haykin, 2001) para obter uma estimativa ( $\hat{T}$ ) da

temperatura real ( $T$ ) utilizando para isso apenas a temperatura medida ( $T_m$ ). Neste caso não é necessário realizar a caracterização da curva quase-estática, o que representa uma grande redução no tempo total de trabalho.

## 2 O Método Proposto

O sistema de medição utilizado para caracterização dos filmes de  $VO_2$  é ilustrado na Figura 4. O módulo termoeétrico é responsável por fornecer a taxa de variação de temperatura desejada com alta precisão. Um pequeno termistor é utilizado como sensor de temperatura e um fino substrato de silício transfere o calor do módulo termoeétrico para o filme.

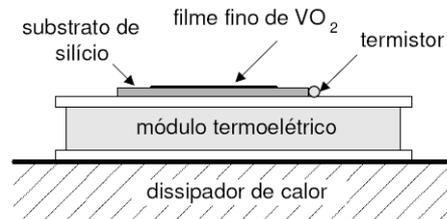


Figura 4: Sistema de medição de temperatura utilizado.

A seguir serão descritos brevemente o método de desconvolução cega e o algoritmo utilizado para obter a estimativa da temperatura real.

### 2.1 Desconvolução Cega

Desconvolução é uma técnica de processamento de sinais que remove os efeitos da convolução (Diniz et al., 2004) entre o sinal de entrada  $s[k]$  e um sistema linear invariante no tempo com resposta ao impulso  $h[k]$ , gerando na saída o sinal  $x[k]$ :

$$x[k] = h[k] * s[k] = \sum_{i=-\infty}^{\infty} h[i]s[k-i] \quad (1)$$

O sinal de saída e a resposta ao impulso do sistema linear são conhecidos e o objetivo é recuperar o sinal de entrada. Neste caso é utilizado um modelo inverso:

$$s[k] = b[k] * x[k] \quad (2)$$

onde  $b[k]$  é a resposta ao impulso do sistema linear inverso a  $h[k]$ .

Na desconvolução cega (também chamada de desconvolução não-supervisionada ou BD, do inglês *blind deconvolution*) (Haykin, 2001), não estão disponíveis informações a respeito do sistema linear e o objetivo é recuperar o sinal de entrada  $s[k]$  conhecendo apenas a saída  $x[k]$  (ver Figura 5).

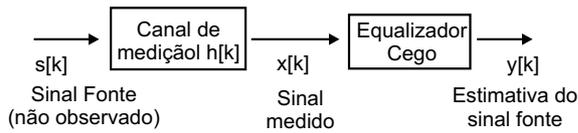


Figura 5: Diagrama do método de desconvolução cega.

A desconvolução cega pode ser vista como um caso especial da filtragem adaptativa (Haykin, 2001) que opera de modo não-supervisionado. O objetivo é estimar uma aproximação  $y[k]$  do sinal não-observado  $s[k]$ :

$$y[k] = w[k] * x[k] = \sum_{i=-\infty}^{\infty} w[i]x[k-i] \quad (3)$$

onde  $w[k]$  é a resposta ao impulso do equalizador cego.

Desconvolução cega é um problema de processamento de sinais de difícil solução e que na prática só é resolvido de modo aproximado. Indeterminações como fator multiplicativo e atraso temporal aleatório são inerentes de qualquer algoritmo de BD (Hyvarinen et al., 2001).

Para a solução do problema de desconvolução cega, em geral algumas considerações a respeito dos sinais não-observados  $s[k]$  precisam ser feitas. Os sinais  $s[k]$  são considerados brancos, de média zero e uniformemente distribuídos:

$$\begin{aligned} E\{s[k]\} &= 0 \\ E\{s[n]s[k]\} &= \begin{cases} 1, & k = n \\ 0, & k \neq n \end{cases} \\ p_s(s) &= \begin{cases} A, & -s_a \leq s < s_a \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

onde  $E\{\cdot\}$  é o operador esperança e  $p_s(s)$  é a função densidade de probabilidade do vetor  $s$ .

Na prática a maioria dos algoritmos de desconvolução cega apresenta bom desempenho se os sinais não-observados satisfazem, ao menos aproximadamente, as condições das Eq. 4, ?? e ??.

Os algoritmos de desconvolução cega podem ser divididos em dois grandes grupos, o primeiro que utiliza estatística de segunda-ordem ciclo-estacionária (Colonnese et al., 2004) e o segundo explora informações estatísticas de ordem-superior. O último grupo ainda pode ser dividido, considerando o modo como a informação de ordem superior é explorada, em implícito (Fiori, 2004) e explícito (Feng and Chi, 1999).

### 2.1.1 Algoritmo *Bussgang*

Entre os métodos de desconvolução cega, os algoritmos tipo *Bussgang* (Bellini, 1994; Fiori, 2004)

são bastante utilizados por apresentarem implementação relativamente simples, bom desempenho e baixo custo computacional.

Os algoritmos *bussgang* utilizam informação de ordem-superior de modo implícito, através do uso de uma função não-linear sem memória, conforme ilustrado na Figura 6.

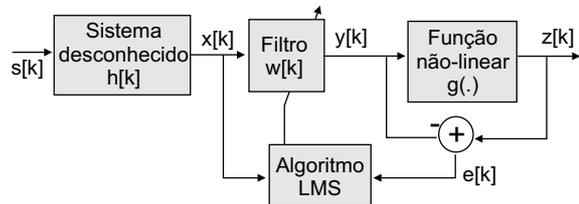


Figura 6: Diagrama de um algoritmo *bussgang*.

Os coeficientes do filtro de desconvolução  $w[k]$  são estimados de modo iterativo a partir de:

$$w^n[k+1] = w^n[k] + \lambda x[k-n]e[k] \quad (5)$$

onde  $n = 0, \pm 1, \dots, \pm L$  ( $2L+1$  é o comprimento do filtro), e  $\lambda$  a taxa de aprendizagem. O sinal  $y[k]$  é a estimativa do sinal fonte  $s[k]$ . O sinal de saída  $z[k] = g(y[k])$  é utilizado para explorar a estatística de ordem-superior a partir da função não-linear sem memória  $g(\cdot)$ .

O sinal de erro  $e[k]$ , utilizado no processo de treinamento do algoritmo LMS, é calculado através de:

$$e[k] = z[k] - y[k] = g(y[k]) - y[k] \quad (6)$$

A não-linearidade ótima é obtida a partir de (Haykin, 2001):

$$g(y) = \frac{y}{|y|} (|y| + Rp|y|^{p-1} - |y|^{2p-1}) \quad (7)$$

onde  $Rp = \frac{E\{|s[k]|^{2p}\}}{E\{|s[k]|^p\}}$ . Se  $p = 2$  a rotina é chamada de CMA (do inglês *Constant Modulus Algorithm*). Mais detalhes a respeito dos algoritmos *bussgang*, podem ser encontrados em (Haykin, 2001; Fiori, 2004)

## 3 Resultados

Utilizando o sistema de medição mostrado na Seção 2 a temperatura de um filme fino de  $VO_2$  foi variada em ciclos com diversas faixas de excursão, para que se possa caracterizar o laço maior e os laços menores da curva de histerese. No processo de medição foram utilizadas duas taxas de variação da temperatura ( $\frac{dT}{dt}$ ). Conforme descrito anteriormente, para valores de  $\frac{dT}{dt}$  muito baixos levantou-se a curva quase-estática, que embora não seja usada

diretamente pelo algoritmo de desconvolução cega, é útil para cálculo do erro de reconstrução.

Realizou-se também a medição da curva de histerese numa taxa de variação  $\frac{dT}{dt}$  mais elevada. Conforme mostrado anteriormente, quando  $\frac{dT}{dt}$  aumenta, a curva de histerese medida é uma versão distorcida da característica real.

O algoritmo *bussgang* de desconvolução cega foi aplicado ao sinal de temperatura medido. Uma indeterminação inerente ao método proposto é que a aproximação  $y[k]$  do sinal fonte  $s[k] = T[k]$  é modificada por um fator multiplicativo  $\alpha$  e uma defasagem  $\beta$  aleatórios:

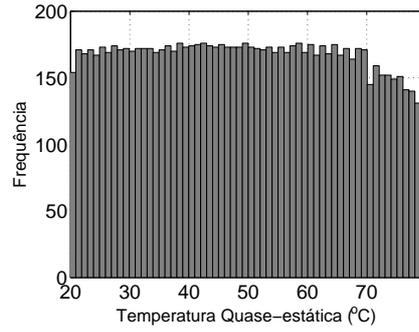
$$y[k] \approx \alpha T[k - \beta] \quad (8)$$

Quando o algoritmo de desconvolução não-supervisionada é aplicado para recuperação da temperatura real, estas indeterminações podem impedir a correta caracterização da curva de histerese. Para minimizar este problema, um procedimento simples precisa ser adotado durante a medição. Quando a temperatura do módulo termelétrico atingir seu valor máximo (no instante  $t = t_1$ ), esta temperatura deve ser mantida constante até que a temperatura medida ( $T_m$ ) chegue também ao seu valor máximo ( $T_{max}$ ), no instante  $t = t_2$ . Outra informação que precisa ser calculada é a média da temperatura medida  $E\{T_m[k]\} = \mu_{T_m}$ .

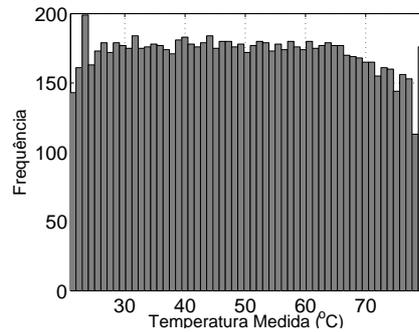
Com a finalização da medição da temperatura, os valores medidos são utilizados como entrada para o algoritmo de desconvolução cega. Após a obtenção da aproximação  $y[k]$ , para correção da temperatura estimada deve-se fazer:

1.  $y[k] \leftarrow y[k] - \mu_y$ , onde  $E\{y[k]\} = \mu_y$ ;
2.  $y[k] \leftarrow \frac{y[k]}{y_{max}}$ ;
3.  $\Delta_A = T_{max} - \mu_{T_m}$ ;
4.  $\Delta t = t_1 - t_2$ ;
5.  $\hat{T}[k] = \Delta_A \times y[k - \Delta t]$ .

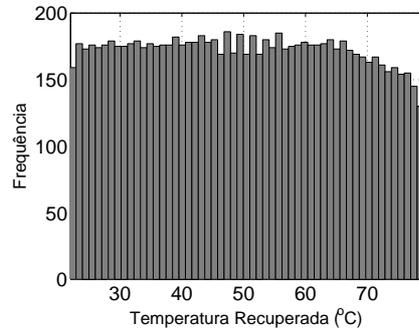
O algoritmo utilizado exige o cálculo do parâmetro  $Rp$  (ver Eq. 7), cujo valor ótimo é função do sinal não observado (temperatura real  $T[k]$ ). Como trata-se de um método não-supervisionado (cego)  $T[k]$  não está disponível. Neste caso,  $Rp$  foi estimado a partir da temperatura medida  $T_m$ . Esta modificação não produz considerável perda de desempenho do algoritmo pois o valor de  $Rp$  calculado a partir da temperatura real (quase-estática) é bem próximo ao utilizado:  $Rp_{T_{qs}}/Rp_{T_m} = 0.9925$ , onde  $Rp_{T_{qs}}$  e  $Rp_{T_m}$  são estimados respectivamente usando  $T_{qs}[k]$  and  $T_m[k]$ .



(a)



(b)



(c)

Figura 7: Histogramas da temperatura (a) quase-estática (b) medida e (c) recuperada através de desconvolução cega.

Na Figura 7 são mostrados os histogramas obtidos a partir das temperaturas quase-estática (7-a), medida (7-b) e recuperada por desconvolução cega (7-c). Pode-se perceber que após o processamento não-supervisionado foi possível recuperar aproximadamente as características estatísticas da temperatura quase-estática.

A curva de histerese obtida através da técnica proposta é comparada com a curva quase-estática na Figura 8. Pode-se observar que as duas curvas são

bem semelhantes. O erro quadrático médio (EQM) obtido na aproximação foi calculado a partir de:

$$EQM = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sqrt{(\hat{T}[k] - T_{QS}[k])^2} \quad (9)$$

onde  $K$  é o número de pontos medidos,  $\hat{T}$  e  $T_{QS}$  respectivamente as temperaturas recuperada pelo método e quase-estática. Para a abordagem proposta obteve-se  $EQM = 31 \times 10^{-2} \text{ } ^\circ\text{C}$ .

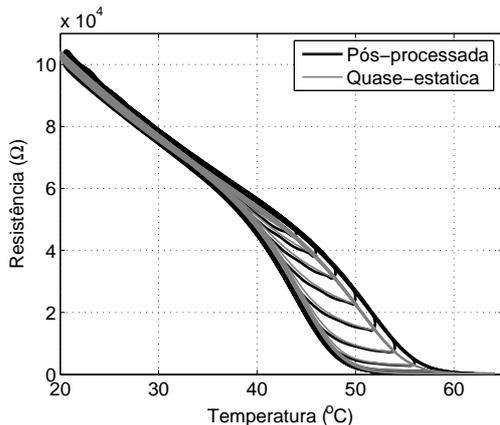


Figura 8: Curvas de histerese quase-estática e recuperada por desconvolução cega.

O método proposto (BD - *Blind Deconvolution*) foi comparado a um trabalho anterior (Simas Filho and de Almeida, 2007), onde foi utilizada uma rede neural com atrasos temporais (TDNN - *Time Delay Neural Network*), com treinamento supervisionado pelo algoritmo de retro-propagação (Haykin, 2008). Na Tabela 1 percebe-se que valores de erro na mesma ordem de grandeza foram alcançados pelas duas abordagens. Embora o treinamento supervisionado possibilite redução do erro quadrático médio (aproximadamente cinco vezes menor), o uso de um método não-supervisionado, conforme proposto neste trabalho, tem a vantagem de não necessitar da medição da curva de histerese quase-estática, diminuindo o tempo necessário para caracterização dos filmes finos de  $VO_2$ .

Tabela 1: Erro médio quadrático obtido por diferentes técnicas.

	TDNN	BD
EQM( $^\circ\text{C}$ )	$6 \times 10^{-2}$	$31 \times 10^{-2}$

#### 4 Conclusões

Neste trabalho foi proposto o uso de desconvolução cega para simplificar o processo de caracterização de filmes finos de dióxido de vanádio. Através do método proposto foi possível remover a distorção

introduzida pelo canal de medição, com significativa redução do tempo de trabalho. O erro médio reconstrução obtido foi da ordem de  $3 \times 10^{-1} \text{ } ^\circ\text{C}$ .

#### Referências

Bellini, S. (1994). *Blind Deconvolution*, Prentice-Hall, chapter Bussgang techniques for blind deconvolution and equalization.

Colonnese, S., Panci, G. and Scarano, G. (2004). Using sos in blind bussgang equalization for gam communication systems, *Signal Processing Advances in Wireless Communications, IEEE 5th Workshop on* pp. 415–418.

de Almeida, L. A. L. (2003). *Modelo de Histerese para Transição Semicondutor-Metal em Filmes Finos de  $VO_2$* , Universidade Federal de Campina Grande, Tese de Doutorado.

Diniz, P. S. R., da Silva, E. A. B. and Neto, S. L. (2004). *Processamento Digital de Sinais*, Bookman.

Feng, C. C. and Chi, C. Y. (1999). Performance of cumulant based inverse filters for blind deconvolution, *IEEE Transactions on Signal Processing* **47**(7): 1922–1935.

Fiori, S. (2004). Analysis of modified "bussgang" algorithms (MBAs) for channel equalization, *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers* **51**(8): 1552–1560.

Haykin, S. (2001). *Adaptive Filter Theory*, 4th edn, Prentice Hall.

Haykin, S. (2008). *Neural Networks and Learning Machines*, 3rd edn, Prentice Hall.

Hyvarinen, A., Karhunen, J. and Oja, E. (2001). *Independent Component Analysis*, Wiley.

Simas Filho, E. F. and de Almeida, L. A. L. (2007). Time delay neural network applied for compensation of temperature sensors nonlinear dynamics on hysteresis measurements, *Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, Rio de Janeiro, Brazil* pp. 653–658.