

# RECONSTRUÇÃO DA TEMPERATURA REAL DE PROCESSOS INDUSTRIAIS ATRAVÉS DE UMA TÉCNICA DE PROCESSAMENTO NUMÉRICO

## Juliana de Oliveira

Laboratório de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos – EESC  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
Cep: 13566-979 – São Carlos – SP – Brasil  
[juliana@sc.usp.br](mailto:juliana@sc.usp.br)

## Paulo Seleglim Jr.

Laboratório de Engenharia Térmica e Fluidos  
Escola de Engenharia de São Carlos – EESC  
Universidade de São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
Cep: 13566-979 – São Carlos – SP – Brasil  
[seleglim@sc.usp.br](mailto:seleglim@sc.usp.br)

**Resumo.** *Uma das variáveis físicas que comumente são obtidas em processos industriais é a temperatura. A determinação correta da temperatura conduz a processos industriais mais eficientes e seguros, além de implicar em economia energética e material. Alguns processos têm aplicações em ambientes severos de modo que os transmissores de medida em contato com este meio devam ser protegidos, causando atrasos e distorções no sinal da temperatura medida. O objetivo deste trabalho é obter a temperatura correta dos processos industriais através de uma técnica de processamento numérico. Esta técnica é capaz de reconstruir a temperatura real do processo a partir do sinal obtido por uma sonda de detecção de fase e de contornar o mau condicionamento do modelo numérico inverso da equação de transdução. O método dos mínimos quadrados simplificado foi adotado como técnica de regularização, o que possibilitou a reconstrução da temperatura em tempo real, devido ao número reduzido de operações matemáticas associadas. Testes numéricos demonstraram as discrepâncias introduzidas pela inércia térmica, convecção e radiação, bem como a extrema sensibilidade da presença de ruídos quando o problema inverso é resolvido.*

*Palavras chave:* Sensor de temperatura inteligente, medida em tempo real, problema inverso, método de regularização.

## 1. Introdução

Escoamentos multifásicos têm sido amplamente estudados atualmente devido ao surgimento de novas tecnologias. Os sistemas com escoamentos multifásicos têm aplicações na área química, mineração, petroquímica, metalúrgica, farmacêutica, nuclear, energética, etc. (Fan, 1996; Roco, 1996 e Kantarci et al., 2005). Pesquisas com reatores de leitos fluidizados são desenvolvidas no intuito de obter resultados importantes para uma melhor compreensão e operação destes sistemas. Os reatores de leito fluidizado são usados na indústria para uma variedade de propósitos, tais como quebra catalítica de hidrocarboneto e combustão de carvão (Fan, 1996).

A modelagem de reatores de leito fluidizado consiste de uma mistura contendo duas fases, uma fase a bolhas e uma particulada. Bolhas são dispersas dentro da fase contínua formando uma emulsão quando o gás fluidizado é injetado no fundo do leito. Quando as bolhas movem-se para cima arrastam o particulado, podendo coalescer em bolhas maiores, dividir e recoalesce. Este fenômeno intrínseco e interdependente resulta em um dinâmico escoamento gás-sólidos extremamente complexo, caracterizado por elevadas reações e taxas de transferência de calor.

As propriedades e evolução das bolhas em reatores de leitos fluidizados são investigadas usando técnicas intrusivas e não-intrusivas de medida. Entre as técnicas não-intrusivas mais comuns de medida estão: as sondas capacitivas e eletroresistivas, observações óticas e raios X (Roco, 1996). Estes métodos, mesmo que não perturbando o processo, são limitados a equipamentos pequenos e permitem observações somente perto das paredes, no caso específico de reatores de leitos fluidizados. Técnicas intrusivas são baseadas em sondas de detecção de fase para medir propriedades físicas locais. As sondas mais usadas são: térmicas, capacitivas, óticas, pressão diferencial e eletroresistivas (Cartellier e Achard, 1991). Embora perturbem o processo a alguma extensão, sondas intrusivas são aplicáveis em leitos de qualquer tamanho e constituem a mais adequada escolha em sistemas industriais de grande escala.

O principal problema envolvido na sondagem de escoamentos gás-sólidos em reatores de leito fluidizado diz respeito ao meio extremamente severo no qual a sonda está imersa: temperaturas excedendo 800 K, deterioração do material devido ao atrito com o particulado fluidizado, corrosão química, presença de carga eletrostática, etc. Sondas térmicas são uma boa opção para trabalhar em tais condições por causa do baixo custo e robustez intrínseca. O princípio

de medição das sondas térmicas é baseado na diferença de temperatura entre fase de emulsão reagente e a fase de bolhas de gás. Os sinais fornecidos por tais sondas tendem a concentrar-se em níveis característicos e podem ser usados para construir o sinal indicador de fase, o qual por definição assume valores binários dependendo de qual fase está instantaneamente em contato com o sensor. Um algoritmo de processamento capaz de transformar os ruídos medidos em um sinal indicador de fase tem sido estudado por Zun et al. (1995), o qual propõe uma técnica de discriminação de fase baseada nos níveis de corte, previamente otimizados por um algoritmo genético e Selegim e Milioli (2001) apresentaram um novo algoritmo de discriminação de fase usando filtragem wavelet associado com a frequência instantânea de Ville para suavizar os efeitos da presença de ruído no sinal. Embora vários trabalhos venham a contribuir na detecção de fase, o problema persiste especialmente em processamentos em tempo real e por causa do procedimento de reconstrução do sinal original ser fortemente dependente dos fenômenos físicos do escoamento e de sua interação com a sonda.

O sinal de detecção de fase é muito importante no monitoramento dos processos de fluidização, pois é a primeira informação sobre o sistema, no qual pode-se definir parâmetros importantes tais como tempos de residência, histogramas de diâmetro de bolhas, temperatura e pressão do escoamento, os quais são difíceis de obter por medição indireta. Numa aplicação industrial, o sinal indicador de fases é importante para obter uma melhor eficácia e controle do processo de fluidização. Existem restrições na obtenção de alguns dos parâmetros físicos descritos e qualquer distorção nos sinais medidos, por mais insignificante que seja, pode comprometer seriamente os resultados. Já que erros experimentais e distorções na medida são difíceis de serem evitados, técnicas especiais de processamento de sinais devem ser aplicadas para minimizar erros e obter resultados aceitáveis.

Este trabalho está focalizado no problema de desenvolver uma técnica de processamento numérico capaz de reconstruir o sinal da temperatura real do processo a partir do sinal distorcido, atrasado e ruidoso, medido através de uma sonda intrusiva. No caso de sondas térmicas usadas em reatores de leito fluidizado, tais distorções são causadas principalmente pela proteção dos sensores e por efeitos não-lineares tais como radiação ou a dependência do coeficiente de convecção com a temperatura local (Reis, 1999). O método proposto é baseado na deconvolução do sinal medido através de um modelo numérico inverso da equação de transdução para obter o sinal do processo. Esta aproximação é apropriada para uma implementação em tempo real devido ao número reduzido de operações matemáticas associadas.

Testes numéricos foram realizados para demonstrar as discrepâncias introduzidas pela inércia térmica, convecção e radiação, e também a extrema sensibilidade do problema inverso na presença de ruídos. Diferentes parâmetros foram testados para verificar o comportamento do algoritmo de reconstrução com altos níveis de ruídos e ainda assim obter a melhor performance computacional.

## 2. Formulação do problema

Considere uma sonda térmica encapsulada imersa num escoamento bifásico reagente como indicado na Fig. 1.

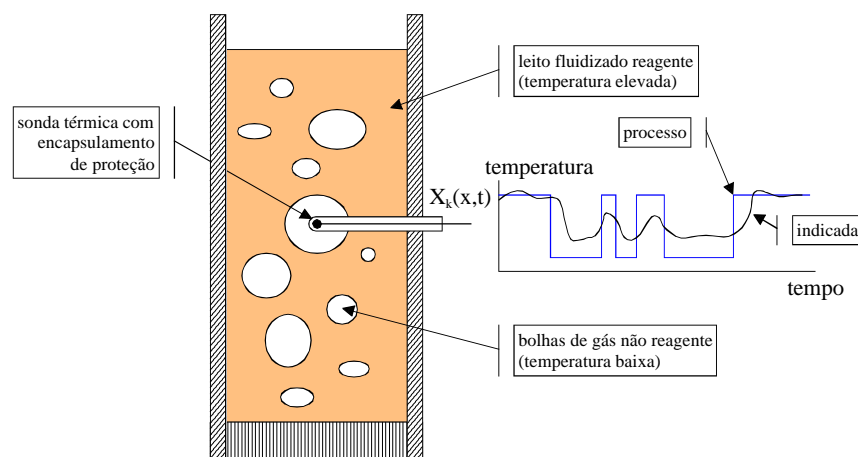


Figura 1. Uso de uma sonda térmica para detecção de fase num escoamento gás-sólidos reagente.

A temperatura local instantânea é representada pela temperatura real do processo chamada por  $T_{proc}$  e a temperatura do escoamento é denotada pela temperatura indicada pela sonda térmica nomeada por  $T_{ind}$ . A diferença entre as temperaturas do processo e indicada está associada ao acúmulo térmico, devido ao revestimento do sensor (distorção), e às razões de transferência de calor, devidas à convecção e radiação (atrasos). Adicionalmente, a transferência radiativa ocorrendo no interior das bolhas de gás tende a deslocar a temperatura indicada para a temperatura mais alta da emulsão reagente.

O acúmulo térmico é caracterizado pela massa  $M$  (kg) do encapsulamento e pelo calor específico  $C$  (J/kg/K). As propriedades das transferências de calor convectiva e radiativa através da área  $A$  ( $m^2$ ) são calculadas, respectivamente, pelo coeficiente de convecção  $h$  ( $W/m^2/K$ ), pela emissividade  $e$  (adimensional) e pela constante de Stefan-Boltzmann

$s$  ( $=5.670 \times 10^{-8} \text{ W/m}^2/\text{K}^4$ ). Assim, negligenciando a condução de calor através do cabo do sensor e admitindo que o meio radiativo envolve completamente o sensor, a equação que relaciona  $T_{proc}$  e  $T_{ind}$  pode ser escrita como segue:

$$MC \frac{dT_{ind}}{dt} - hA(T_{proc} - T_{ind}) - eSA(T_{\infty}^4 - T_{ind}^4) = 0 \quad (1)$$

onde  $T_{\infty}$  denota a temperatura na qual ocorre a transferência radiativa. A Eq. (1) pode ser reescrita dividindo ambos os lados por  $hA$  e reorganizando as potências de  $T_{\infty}$  e  $T_{ind}$ , o qual resulta em

$$t \frac{dT_{ind}}{dt} - (T_{proc} - T_{ind}) - g(T_{\infty} - T_{ind}) = 0 \quad (2)$$

onde

$$t = \frac{MC}{hA} \quad (3)$$

$$g \cong \frac{4eS}{h} \left( \frac{T_{\infty} + T_{ind}}{2} \right)^3 \quad (4)$$

Na Eq. (3),  $t$  (s) representa a constante de tempo da sonda, isto é, o aumento de temperatura causado pelo acúmulo de calor sobre o calor transferido por convecção. E na Eq. (4), o coeficiente de radiação  $g$  avalia a intensidade de transferência de calor radiativo em comparação com a transferência de calor convectivo.

A Eq. (2) representa a relação entre a variável do processo e a variável indicada. O problema direto pode ser resolvido de maneira imediata, calculando a saída ( $T_{ind}$ ) da conhecida entrada ( $T_{proc}$ ). Entretanto, resolver o problema inverso correspondente é certamente uma tarefa difícil por causa de sua natureza intrínseca mal condicionada.

Em termos matemáticos, o problema inverso é intrinsecamente mal posto, ou seja, a solução pode não existir ou, se existir, pode não ser única ou não contínua com respeito à entrada de dados. Na prática isto significa que o processo de solução de  $T_{proc}$  a partir de  $T_{ind}$  será fortemente afetado pela presença de erros experimentais na medida de  $T_{ind}$ .

Então, pelo método de diferenças finitas a Eq. (2) pode ser discretizada no tempo. Definindo um passo no tempo  $\Delta t$  e um esquema de discretização atrasado com índices  $n$  e  $n-1$  indicando que a variável se refere nos tempos  $t = n\Delta t$  e  $t = (n-1)\Delta t$ , respectivamente. É possível obter

$$\frac{t_n}{\Delta t} (T_{ind,n} - T_{ind,n-1}) - (T_{proc,n} - T_{ind,n}) - g_n (T_{\infty} - T_{ind,n}) = 0 \quad (5)$$

Assim os problemas direto e inverso são expressos como:

$$T_{ind,n} = \frac{1}{\frac{t_n}{\Delta t} + 1 + g_n} \left( T_{proc,n} + g_n T_{\infty} + \frac{t_n}{\Delta t} T_{ind,n-1} \right) \quad (6)$$

$$T_{proc,n} = \frac{t_n}{\Delta t} (T_{ind,n} - T_{ind,n-1}) + T_{ind,n} - g_n (T_{\infty} - T_{ind,n}) \quad (7)$$

Para demonstrar as discrepâncias introduzidas pela inércia térmica, convecção e radiação, e também a extrema sensibilidade do problema inverso na presença de ruídos um experimento numérico foi realizado. Considere um escoamento a bolhas gás-sólidos reagente, cuja temperatura varia entre níveis característicos ao redor de 900 K e 1000 K. Estes níveis de temperatura são respectivamente associados com o gás inerte no interior das bolhas e com as partículas de sólidos reagente na fase de emulsão. E é assumido que a temperatura varia de acordo com uma onda quadrada.

Assim,  $T_{\infty} = 1000$  K e parâmetros adicionais foram adotados representando valores tipicamente experimentais:  $M = 4.712 \times 10^{-6}$  kg,  $C = 380$  J/kg/K,  $h = 550$  W/m<sup>2</sup>/K,  $A = 3.142 \times 10^{-6}$  m<sup>2</sup> e  $e = 0.9$ , o qual implica numa constante de tempo média de 1.1 s e coeficiente de radiação médio de 0.351, adotados nas Eq. (6) e (7), portanto  $t_n = t = 1.1$  s e  $g_n = g = 0.351$ .

Os problemas direto e inverso são calculados pela resolução da Eq. (6) e Eq. (7), respectivamente. Não foi adicionado ruído num primeiro momento e o período da amostragem foi de 0.001 s. Observando a Fig. 2, nota-se que a temperatura do processo ( $T_{proc}$ ) e a temperatura do processo reconstruída pela Eq. (7) ( $T_{rec}$ ) são exatamente idênticas.

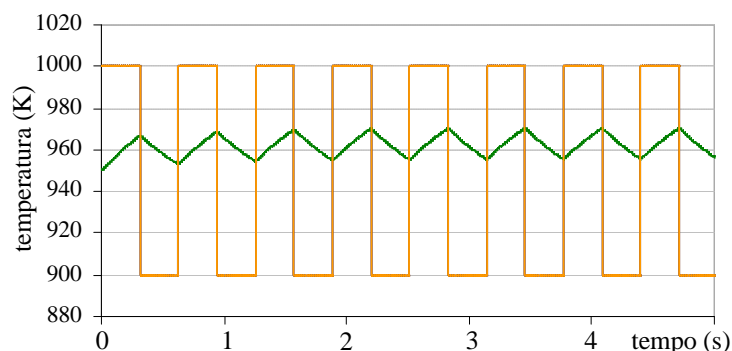


Figura 2. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)) e temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)), sem adição de ruído (traços em azul, verde e laranja são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$  e  $T_{rec}$ ).

Adicionado um ruído de 0.01 K a Fig. 3 mostra a temperatura do processo reconstruída obtida de uma  $T_{ind}$ , com valores perturbados pela aplicação da Eq. (7) e sem nenhuma preocupação pela natureza mal condicionada intrínseca do problema inverso. Pode ser visto que, apesar do nível de ruído extremamente baixo e irreal de 0.01 K sobre 950 K, o erro entre a temperatura do processo ( $T_{proc}$ ) e a temperatura do processo reconstruído pela Eq. (7) ( $T_{rec}$ ) tem um valor médio de 0.093 K e um desvio padrão de 5.9786 K. Se aplicar um aumento no nível de ruído para 0.1 K, Fig. 4, a temperatura do processo reconstruída ( $T_{rec}$ ) obtida pela Eq. (7) fica extremamente degradada, e apesar de um erro médio relativamente pequeno de 0.57 K o desvio padrão correspondente de 59.7 K é inaceitável.

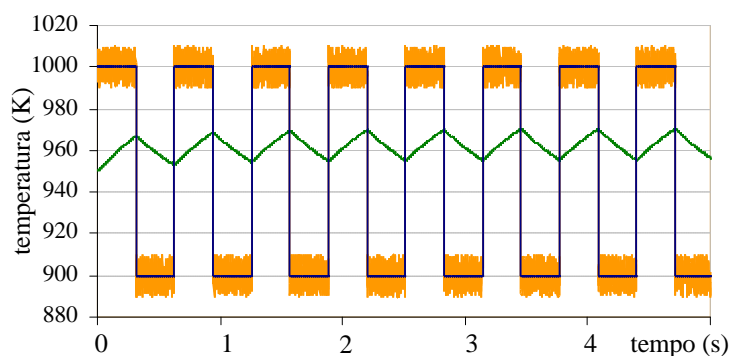


Figura 3. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)) e temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)), com ruído de 0.01 K (traços em azul, verde e laranja são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$  e  $T_{rec}$ ).

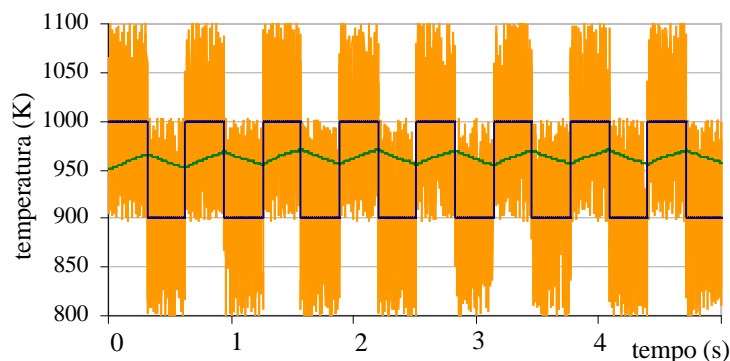


Figura 4. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)) e temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)), com ruído de 0.1 K (traços em azul, verde e laranja são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$  e  $T_{rec}$ ).

A degradação ocorrida na temperatura do processo reconstruída na Fig. 4 é provocada pelo mau condicionamento do problema inverso, o que indica a necessidade de um método de regularização para suavizar os dados.

### 3. Algoritmo de reconstrução

Um método de regularização adotado neste trabalho é baseado na técnica de alisamento Savitzky-Golay (1964) (método dos mínimos quadrados simplificado) para calcular os termos mais complexos da Eq. (2) e assim reconstruir a temperatura do processo. Dos termos da Eq. (2), a derivada temporal é seguramente a mais importante, pois atua como um filtro passa-alta e conseqüentemente os componentes de baixa freqüência presentes no sinal original da temperatura indicada são atenuados enquanto há um ganho elevado dos componentes de alta freqüência, onde muito do ruído está contido.

A idéia básica do algoritmo de reconstrução é ajustar um polinômio de baixo grau  $N$  para as últimas  $m+1$  temperaturas indicadas e substituir  $dT_{ind}/dt$  e  $T_{ind}$  na Eq. (2) por valores suavizados ou regularizados obtidos deste polinômio. Considerando que  $T_{suave}(x)$  indique tal polinômio, onde  $x$  é um eixo de suporte centrado na última temperatura adquirida e de forma oposta orientada no tempo, Fig. 5.

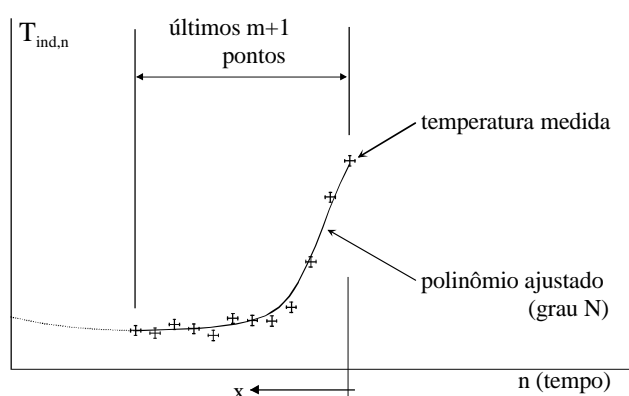


Figura 5.  $T_{ind}$  e  $dT_{ind}/dt$  da Eq. (2) são calculadas através de um polinômio ajustado sobre os últimos  $m+1$  pontos de temperatura.

Assim, as equações seguintes devem ser resolvidas:

$$\begin{cases} T_{ind,n} \cong T_{suave}(x=0) = a_0 + a_1(0) + a_2(0)^2 + \dots + a_N(0)^N \\ T_{ind,n-1} \cong T_{suave}(x=1\Delta t) = a_0 + a_1(1\Delta t) + a_2(1\Delta t)^2 + \dots + a_N(1\Delta t)^N \\ T_{ind,n-2} \cong T_{suave}(x=2\Delta t) = a_0 + a_1(2\Delta t) + a_2(2\Delta t)^2 + \dots + a_N(2\Delta t)^N \\ \vdots \\ T_{ind,n-m} \cong T_{suave}(x=m\Delta t) = a_0 + a_1(m\Delta t) + a_2(m\Delta t)^2 + \dots + a_N(m\Delta t)^N \end{cases} \quad (8)$$

Com o intuito de ajustar-se ao sinal, a técnica residual com ponderação (ou mínimos quadrados ponderados) associada ao método dos mínimos quadrados simplificado foi usada neste trabalho. As principais razões para isto são a possibilidade de definir diferentes valores de peso e enfatizar diferentes partes do sinal da temperatura indicada. A possibilidade de escolher diferentes valores resulta em um conjunto de coeficientes que variam com específicas necessidades. Em notação matricial a solução da Eq. (8) pode ser escrita como segue:

$$\begin{pmatrix} a_0 \Delta t^0 \\ a_1 \Delta t^1 \\ \vdots \\ a_N \Delta t^N \end{pmatrix} = [G]^{-1} \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,k} k^0 \\ \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,k} k^1 \\ \vdots \\ \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,k} k^N \end{pmatrix} \quad (9)$$

onde  $w_k$  denota os valores dos pesos e  $[G]$  está associada a matriz de Gram dada por

$$[G] = \begin{bmatrix} \sum_{k=0}^m w_k k^0 & \sum_{k=0}^m w_k k^1 & \cdots & \sum_{k=0}^m w_k k^N \\ \sum_{k=0}^m w_k k^1 & \sum_{k=0}^m w_k k^2 & \cdots & \sum_{k=0}^m w_k k^{N+1} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \sum_{k=0}^m w_k k^{n+1} & \sum_{k=0}^m w_k k^{N+2} & \cdots & \sum_{k=0}^m w_k k^{2N} \end{bmatrix} \quad (10)$$

A principal vantagem desta aproximação é que a matriz de Gram na Eq. (9) pode ser previamente invertida por causa de sua dependência somente com  $w_k$  e com os  $m+1$  pontos de temperaturas ajustados. Além disso, não é necessário implementar todas estas operações por completo desde que somente  $T_{ind,n}$  e a primeira derivada são exigidas em  $x=0$  para serem repetidas na Eq. (2). De acordo com a Eq. (8) estes valores podem ser calculados por

$$T_{ind}(n\Delta t) \cong T_{suave}(0) = a_0 \quad (11)$$

$$\frac{dT_{ind}}{dt}(n\Delta t) \cong -\frac{dT_{suave}}{dx}(0) = -a_1 \quad (12)$$

e da Eq. (7) tem-se

$$T_{proc,n} = -\mathbf{t}_n a_{1,n} + a_{0,n} - \mathbf{g}_n (T_\infty - a_{0,n}) \quad (13)$$

onde o índice  $n$  foi introduzido para enfatizar o fato que  $a_0$  e  $a_1$  referem-se a  $t = n\Delta t$  e devem ser recalculados em todos os passos no tempo. Sinteticamente estas operações podem ser resumidas nas seguintes linhas de instruções:

1. seja  $m$ ,  $N$  e  $w_k$
2. calcule  $G^{-1}$  na Eq. (9) e obtém a primeira e segunda linhas, isto é,

$$(A_0, A_1, \dots, A_N) = [G]^{-1} \Big|_{linha=1} \quad (14)$$

$$(B_0, B_1, \dots, B_N) = [G]^{-1} \Big|_{linha=2} \quad (15)$$

3. inicie o laço temporal com valores adequados para  $T_{ind,n}$ ,  $T_{ind,n-1}$ , ...,  $T_{ind,n-m}$
4. calcule  $a_0$  e  $a_1$  através das fórmulas

$$a_0 = (A_0, A_1, \dots, A_N) \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,n-k} k^0 \\ \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,n-k} k^1 \\ \vdots \\ \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,n-k} k^N \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$a_1 = (B_0, B_1, \dots, B_N) \begin{pmatrix} \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,n-k} k^0 \\ \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,n-k} k^1 \\ \vdots \\ \sum_{k=0}^m w_k T_{ind,n-k} k^N \end{pmatrix} \quad (17)$$

5. calcule  $T_{proc,n}$  da Eq. (13)
6. faça  $n = n + 1$  e obtenha a nova temperatura indicada atualizando todos os valores prévios de acordo com as regras dadas por

$$\begin{cases} T_{ind,n-m} \leftarrow T_{ind,n-m+1} \\ T_{ind,n-m+1} \leftarrow T_{ind,n-m+2} \\ \vdots \\ T_{ind,n-1} \leftarrow T_{ind,n} \\ T_{ind,n} \leftarrow T_{ind,n+1} \end{cases} \quad (18)$$

7. volte ao passo 4.

Então considerando o mesmo experimento numérico anterior, pode-se obter uma reconstrução muito melhor, do que a obtida pela Fig. 4, através da Eq. (13) com o ajuste polinomial linear sobre os últimos 45 pontos da temperatura indicada, como mostra a Fig. 6. O erro médio entre a temperatura do processo ( $T_{proc}$ ) e a temperatura do processo regularizada pela Eq. (13) ( $T_{reg}$ ) é igual a 0.76 K, com um desvio padrão de 12.7 K da média do sinal da temperatura do processo. O atraso na reconstrução da temperatura do processo e a temperatura do processo original é de 0.022 s.

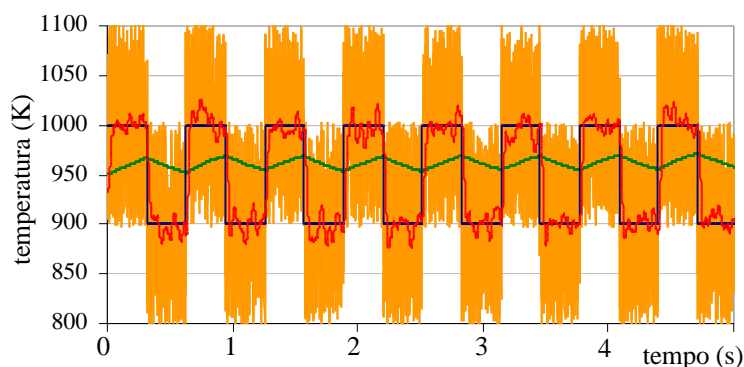


Figura 6. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)), temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)) e temperatura do processo regularizada (Eq. (13)), com ruído de 0.1 K (traços em azul, verde, laranja e vermelho são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$ ,  $T_{rec}$  e  $T_{reg}$ ).

É importante enfatizar que a escolha da parametrização intrínseca do algoritmo de reconstrução proposto (o número de pontos de temperatura ajustada e coeficientes de ponderação) é de grande importância para aplicações que exigem a obtenção dos valores em tempo real porque envolve um compromisso entre regularização e custo computacional.

No que diz respeito a aplicações consideradas neste trabalho, os aspectos mais importantes para serem otimizados são a semelhança e o atraso entre a temperatura reconstruída e a temperatura do processo real, o que será mostrado nos resultados numéricos.

#### 4. Resultados numéricos

Como mencionado acima, a semelhança e o atraso entre a temperatura reconstruída e a temperatura do processo é importante, pois a intenção é reconstruir um sinal o mais idêntico possível ao original e com o mínimo atraso. O polinômio de ajuste na Eq. (8), o número de pontos de temperaturas ajustadas e o coeficiente de ponderação influenciam nas semelhanças e atrasos entre os sinais das temperaturas do processo e regularizado. A determinação apropriada do número de temperaturas ajustadas ( $m + 1$ ) é necessária para que  $a_{0,n}$  e  $a_{1,n}$  sejam calculados nas Eq. (16) e (17). Já a escolha dos coeficientes de ponderação ( $w_k$ ) é importante com relação as propriedades dinâmicas da temperatura reconstruída, tal como limites excedidos.

Para demonstrar o comportamento de semelhança e de atraso com respeito ao número de temperaturas ajustadas, simulações numéricas foram realizadas considerando o mesmo experimento numérico da seção anterior. O polinômio ajustado é linear, isto é,  $N = 1$  na Eq. (8), a fim de otimizar a quantidade de memória necessária para implementar o método de reconstrução, e o peso é unitário. Em todos os casos a amplitude do erro aleatório adicionado na temperatura indicada correspondente foi de 0.1 K e  $m + 1$  estava variando entre 3 e 400.

A temperatura do processo reconstruída obtida pela Eq. (13) com  $m + 1 = 10$  tem um desvio padrão de 20.33 K e um atraso de 0.005s, Fig. 7.

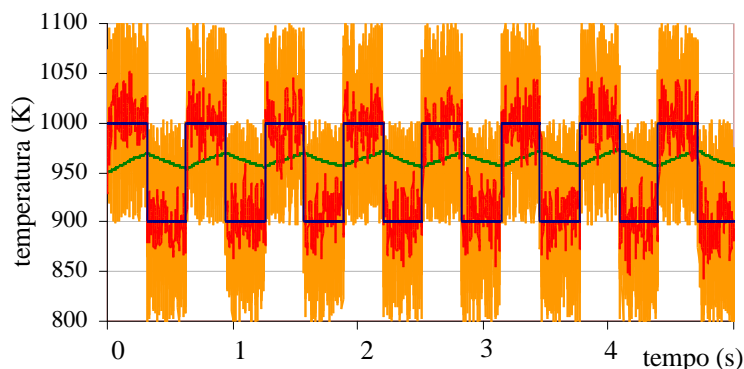


Figura 7. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)), temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)) e temperatura do processo regularizada (Eq. (13), com ruído de 0.1 K e  $m + 1 = 10$  (traços em azul, verde, laranja e vermelho são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$ ,  $T_{rec}$  e  $T_{reg}$ ).

Fazendo  $m + 1 = 60$  a temperatura do processo reconstruída obtida pela Eq. (13) tem um desvio padrão de 13.09 K e um atraso de 0.03s, como mostra a Fig. 8.

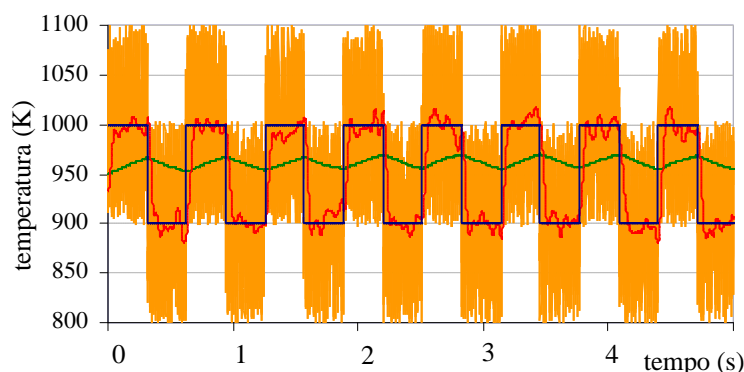


Figura 8. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)), temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)) e temperatura do processo regularizada (Eq. (13), com ruído de 0.1 K e  $m + 1 = 60$  (traços em azul, verde, laranja e vermelho são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$ ,  $T_{rec}$  e  $T_{reg}$ ).

Aumentando a quantidade de temperaturas ajustadas para  $m + 1 = 300$ , Fig. 9, a temperatura do processo reconstruída obtida pela Eq. (13) tem um desvio padrão de 22.60 K e um atraso de 0.145s.

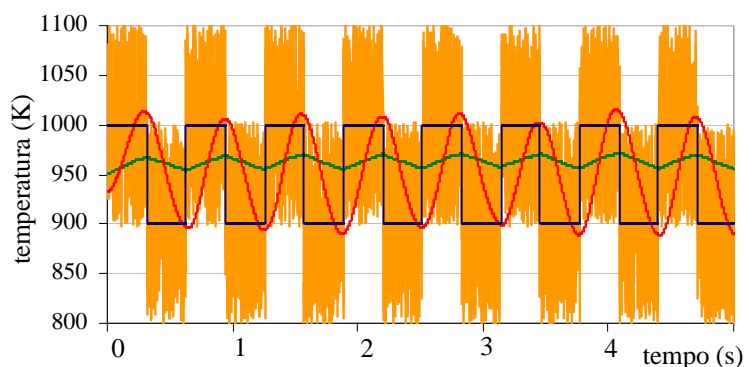


Figura 9. Temperatura do processo, temperatura indicada (Eq. (6)), temperatura do processo reconstruída (Eq. (7)) e temperatura do processo regularizada (Eq. (13), com ruído de 0.1 K e  $m + 1 = 300$  (traços em azul, verde, laranja e vermelho são, respectivamente,  $T_{proc}$ ,  $T_{ind}$ ,  $T_{rec}$  e  $T_{reg}$ ).



Comparando os sinais da temperatura do processo regularizado nas Fig. 7, 8 e 9 verifica-se na Fig. 7 que o sinal oscila bastante, já na Fig. 8 o sinal está mais suave, enquanto que na Fig. 9 o sinal está totalmente atenuado. Ainda observa-se que o atraso eleva-se de acordo com o aumento do número de temperaturas ajustadas, o que pode ser uma desvantagem no caso de aplicações que envolvem monitoramento e controle em tempo real.

Para verificar o quanto os sinais são semelhantes foi realizado uma análise da função de densidade de probabilidade (PDF) com os sinais dos testes representados pelas Fig. 7, 8 e 9. Na Fig. 10 é apresentada a PDF da temperatura do processo e se verifica que realmente a temperatura varia entre níveis característicos ao redor de 900 K e 1000 K.

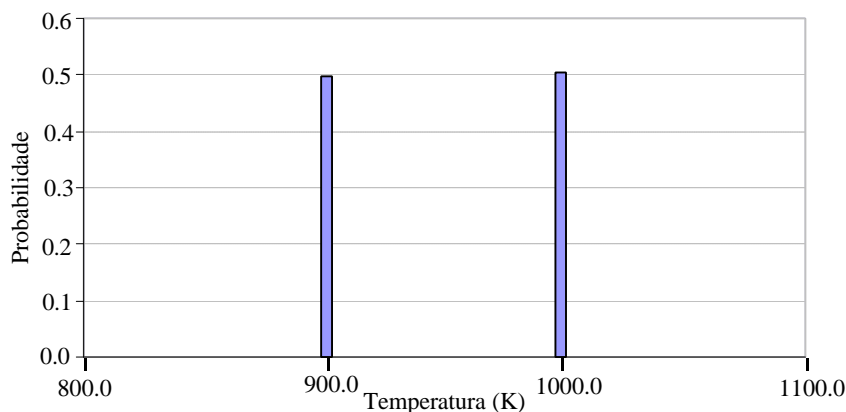


Figura 10. PDF da temperatura do processo ( $T_{proc}$ ).

Já a PDF da temperatura do processo reconstruída, Fig. 11, não define as temperaturas máximas e mínimas da temperatura do processo. Então fica claro que a reconstrução da temperatura sem a aplicação do método de regularização é inútil para determinar as características dos níveis de temperatura da PDF.

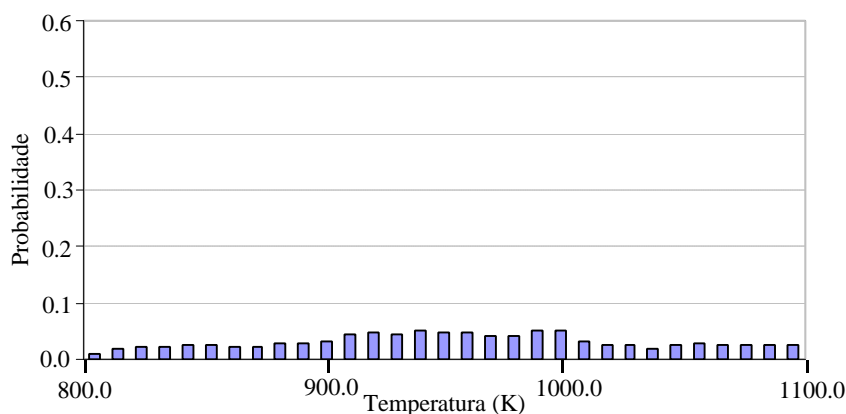


Figura 11. PDF da temperatura do processo reconstruída ( $T_{rec}$ ).

A PDF da temperatura do processo regularizada especifica com maior transparência as temperaturas máximas e mínimas da temperatura do processo. Na Fig. 12, é apresentada a PDF da temperatura do processo regularizada com  $m + 1 = 10$  e pode-se notar picos ao redor de 900 K e 1000 K. Já a PDF da temperatura do processo, Fig. 10, e a PDF da temperatura do processo regularizada com  $m + 1 = 60$ , Fig. 13, tem melhor harmonia, da qual as características dos níveis de temperatura pode ser facilmente extraídos. Enquanto que a PDF da temperatura do processo regularizada com  $m + 1 = 300$ , Fig. 14, está deslocada com relação aos valores máximos e mínimos.

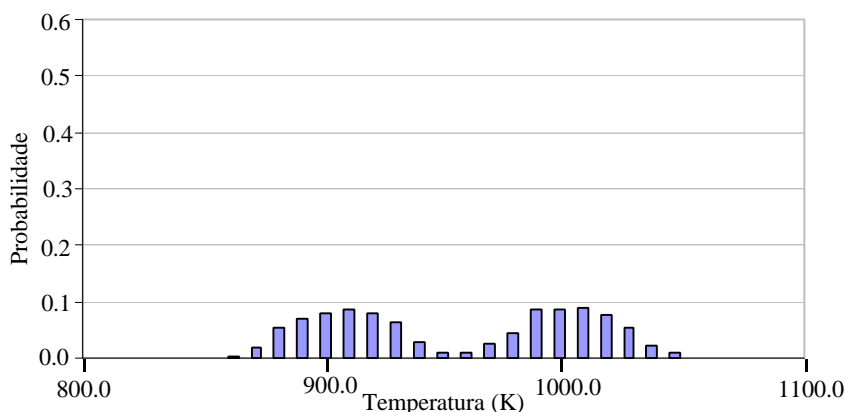


Figura 12. PDF da temperatura do processo regularizada ( $T_{reg}$ ) com  $m + 1 = 10$ .

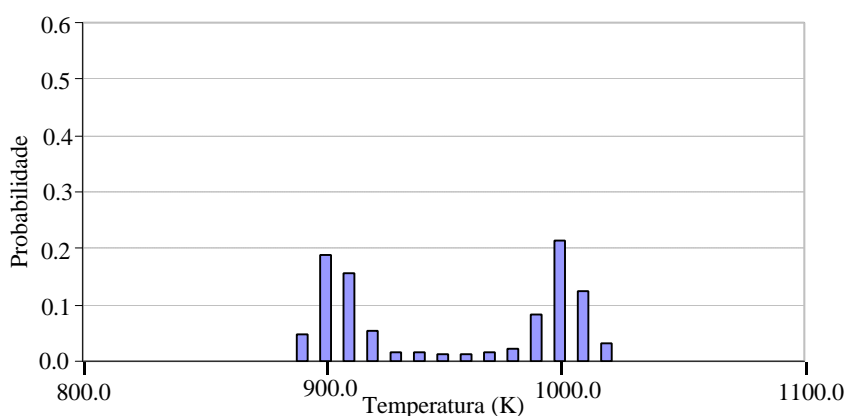


Figura 13. PDF da temperatura do processo regularizada ( $T_{reg}$ ) com  $m + 1 = 60$ .

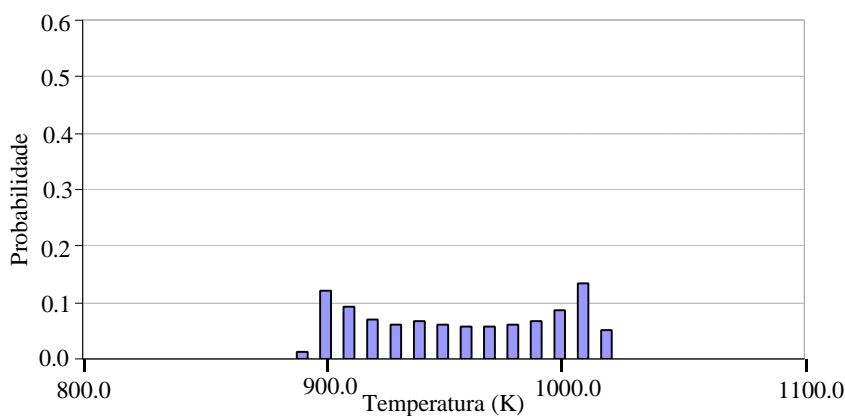


Figura 14. PDF da temperatura do processo regularizada ( $T_{reg}$ ) com  $m + 1 = 300$ .

Outra importante conclusão que pode ser tirada das Fig. 7, 8 e 9 é que uma escolha conveniente de parametrização intrínseca (número de pontos de temperatura ajustados e coeficientes de ponderação) é de crucial importância para o sucesso do método de reconstrução proposto. Estes parâmetros devem ser escolhidos de modo a proporcionar a melhor semelhança e o menor atraso possível, considerando-se que as respostas devem ser obtidas em tempo real.

Doze simulações foram executadas com este mesmo experimento, mas considerando um grande número de diferentes temperaturas ajustadas e os seguintes pesos nas Eq. (14) até (17):

$$w_k = 1, \quad k = 0, 1, 2, \dots, m \quad (19)$$

$$w_k = \frac{m}{k + m}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, m \quad (20)$$

Os resultados correspondentes são mostrados na Fig. 15 que indica que as semelhanças ótimas são obtidas por volta de 20 a 60 pontos de temperaturas ajustadas em ambos os casos, Eq. (19) e (20), apesar da variação hiperbólica dos coeficientes na Eq. (20) produzir razoável semelhança com poucos pontos ajustados,  $m + 1 \cong 10$ , o que é vantajoso em termos de minimização do atraso associado.

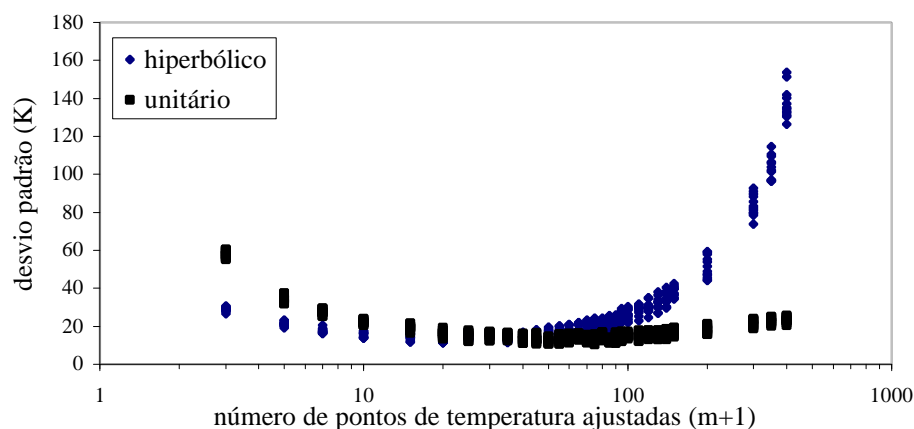


Figura 15. Desvio padrão do erro entre a temperatura do processo e temperatura do processo regularizada em função do número de pontos de temperatura ajustada e por coeficientes de ponderação (hiperbólico e unitário).

## 5. Conclusões

Um procedimento para reconstruir a temperatura do processo real a partir da temperatura indicada foi proposto neste trabalho. O algoritmo é baseado num modelo discreto inverso da equação de transdução, seguido por um procedimento de regularização, já que o problema inverso é intrinsecamente mal condicionado. A regularização adotada foi o método dos mínimos quadrados simplificado, no qual ajusta por polinômios as últimas poucas temperaturas indicadas e faz a correção da temperatura atual e da derivada temporal através dos coeficientes do polinômio. Este procedimento é apropriado para uma implementação em tempo real devido ao número reduzido de operações matemáticas associadas. Os testes numéricos foram realizados para demonstrar as discrepâncias introduzidas pela inércia térmica, convecção e radiação, e também a extrema sensibilidade do problema inverso na presença de ruídos, o que indicou a necessidade do uso de um método de regularização para suavizar os dados. Os testes numéricos mostraram que o método de regularização adotado é capaz de reconstruir a temperatura do processo a partir do modelo matemático inverso, mesmo sob forte influência de ruídos. Outra conclusão é que uma escolha conveniente de parametrização intrínseca (número de pontos de temperatura ajustados e coeficientes de ponderação) é de crucial importância para o sucesso do método de reconstrução proposto. Estes parâmetros devem ser escolhidos de modo a proporcionar a melhor semelhança e o menor atraso possível, considerando-se que as respostas devem ser obtidas em tempo real. Para verificar a semelhança entre os sinais das temperaturas do processo e regularizada foi realizado uma análise das PDF's correspondentes, na qual apontou que uma boa semelhança entre os sinais é obtida com  $m + 1$  entre 20 e 60. Também foram executados doze simulações com um grande número de diferentes temperaturas ajustadas e os pesos hiperbólico e unitário, onde confirmou os resultados obtidos pela análise das PDF's.

## 6. Agradecimentos

Os autores agradecem ao apoio financeiro da Capes.

## 7. Referências

- Cartellier, A. and Achard, J.L., 1991, "Local phase detection probes in fluid/fluid two-phase flows", *Review of Scientific Instruments*, Vol.62, No. 2, pp.279-303.
- Fan, L.S., 1996, "Summary paper on fluidization and transport phenomena", *Powder Technology*, Vol. 88, No.3, pp.245-253.
- Kantarci, N.; Borak, F.; Ulgen, K.O., 2005, "Bubble column reactors", *Process Biochemistry*, Vol.40, No.7, pp.2263-2283.
- Reis, A.M., 1999, "Desenvolvimento de técnica de medição de temperatura e velocidade com termopares em escoamentos turbulentos de baixa frequência", Tese (Doutorado) - Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, São Paulo, 134p.
- Roco, M.C., 1996, "Multiphase flow: summary paper", *Powder Technology*, Vol. 88, No. 3, pp.275-284.

- Savitzky, A. and Golay, M.J.E., 1964, "Smoothing and differentiation of data by simplified least square procedures", *Analytical Chemistry*, Vol. 36, No. 8, pp.1627-1639.
- Selegim Jr., P. and Milioli, F.E., 2001, "Improving the determination of bubble size histograms by wavelet de-noising techniques", *Powder Technology*, Vol. 115, No. 2, pp.114-123.
- Zun, I. et al., 1995, "Phase discrimination in void fraction measurement via genetic algorithms" *Review of Scientific Instruments*, Vol. 66, No.10, pp.5055-5064.

## **RECONSTRUCTION OF THE REAL TEMPERATURE OF INDUSTRIAL PROCESSES THROUGH ONE NUMERICAL PROCESSING TECHNIQUE**

Juliana de Oliveira  
Thermal and Fluid Engineering Laboratory  
School of Engineering of São Carlos – EESC  
University of São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
Zip code: 13566-970 – São Carlos – SP – Brazil  
[juliana@sc.usp.br](mailto:juliana@sc.usp.br)

Paulo Selegim Jr.  
Thermal and Fluid Engineering Laboratory  
School of Engineering of São Carlos – EESC  
University of São Paulo – USP  
Av. Trabalhador São-carlense, 400  
Zip code: 13566-970 – São Carlos – SP – Brazil  
[selegim@sc.usp.br](mailto:selegim@sc.usp.br)

### **Abstract**

The most common physical variable obtained in industrial processes is the temperature. The correct determination of the temperature leads the more efficient and safe industrial processes, beyond to imply in energy and material economy. Some processes have applications in severe environments in way that the transmitters of measure in contact with this way must be shielded, causing delays and distortions in the signal of the measured temperature. The objective of this work is to obtain the correct temperature of the industrial processes through one numerical processing technique. This technique is capable to reconstruct the real process temperature from the signal obtained for a phase detection probes and to turn round the ill-conditioning of the inverse numerical model of the transduction equation. The method of the simplified least squares was adopted as regularization technique, what allow the reconstruction of the temperature in real time, due to the reduced number of mathematical operations associated. Numerical tests had demonstrated the discrepancies introduced for thermal inertia, convection and radiation, as well as the extreme sensitivity of the noise presence when the inverse problem is solved.

Keywords: Intelligent temperature sensor, on-line measurement, inverse problem, regularization method.