



## PREDIÇÃO DA PERFORMANCE DE UM TROCADOR DE CALOR UTILIZANDO

### FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

ANDRÉA R. SARMENTO<sup>1,2</sup>, MARCELO BENINCA<sup>1,2</sup>, JORGE O. TREIERWEILER<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Departamento de Engenharia Química, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS)  
R. LUIS ENGLERT, S/N. CAMPUS CENTRAL. CEP: 90040-000 - PORTO ALEGRE - RS - BRASIL,  
E-MAILS: ANDREARS@ENQ.UFRGS.BR, BENINCA@ENQ.UFRGS.BR, JORGE@ENQ.UFRGS.BR*

<sup>2</sup>*COPEL COMPANHIA PETROQUÍMICA DO SUL - III PÓLO PETROQUÍMICO, TRIUNFO – RS - BRASIL,  
E-MAILS: ANDREARS@COPEL.COM.BR, BENINCA@COPEL.COM.BR*

**Abstract**—The difficulty in determining the performance of a heat exchanger in continuous operation and the detection of its possible faults depend upon the direct measure of the parameters that determine its thermal performance (fouling rate) and mechanical performance (head loss). These parameters are not easily determined and the estimates, projections and decisions taken nowadays are based on such variables as temperature and pressure, which depend upon the time dependent operational settings. The purpose of this work is to use the methodology proposed by Kalman to estimate the performance parameters and fault detection in a specific setting: a heat exchanger at the outlet of a naphtha pyrolysis oven that recently presented a mechanical problems which resulted in an outstanding loss of thermal and mechanical performance.

**Keywords**— Kalman Filter, Heat Exchanger, Performance, Estimation Parameter, Fault Detection.

**Resumo** — A dificuldade na determinação do desempenho de um trocador de calor em operação contínua e a detecção de possíveis falhas dependem da medição direta dos parâmetros que determinam seu desempenho térmico (taxa de sujamento) e mecânico (perda de carga). Esses parâmetros não são facilmente determinados, e as avaliações, projeções e decisões tomadas atualmente são baseadas em variáveis como temperatura e pressão, que dependem das condições operacionais (variantes no tempo). Este trabalho tem o objetivo de utilizar a metodologia proposta por Kalman para a estimação de parâmetros de desempenho e detecção de falhas numa aplicação específica: um trocador de calor da saída de um forno de pirólise de nafta, que recentemente mostrou problemas mecânicos que resultaram em acentuada queda de desempenho térmico e mecânico.

**Palavras Chave** — Filtro de Kalman, Trocador de calor, Desempenho, Estimação de Parâmetros, Detecção de Falhas.

## 1 Introdução

Em inúmeros ramos da indústria de processos os trocadores de calor casco-tubo encontram-se presentes executando os mais diversos serviços de transferência de calor entre dois fluidos. Invariavelmente, com o decorrer do tempo de operação do equipamento, ocorre algum tipo de sujamento (deposição de resíduo, crescimento de microorganismos, acúmulo de sólidos presentes nos fluidos,...) que resultam na deterioração de seu desempenho, com redução da carga térmica trocada.

A perda de desempenho é usualmente detectada pela variação das temperaturas de saída (tendem a aumentar com o sujamento) e/ou a variação na perda de carga ( $\Delta P$ ) do trocador. Infelizmente, o caráter indireto desta observação não permite a real quantificação do sujamento do trocador, pois temperaturas de saída e  $\Delta P$ 's são fortemente

influenciadas pelas vazões dos fluidos e temperaturas de entrada que em muitas situações são variáveis. Assim, a previsão do comportamento futuro do trocador fica prejudicada pela dificuldade de extrapolação dos dados atuais. Torna-se atrativa, então, qualquer ferramenta que permita inferir a real condição de sujamento do trocador e que também possa prever baseada nos dados reais de processo, a necessidade de manutenção por falhas mecânicas no trocador, permitindo assim uma controlabilidade mais eficiente. A proposta deste trabalho é aplicar a metodologia de filtro de Kalman a um trocador específico, de forma a prever o sujamento em função das variáveis disponíveis e também a detectar falhas mecânicas que diminuem o desempenho do trocador. O trocador a ser estudado é o SQE do 11F16 da Planta 1 da Unidade de Olefinas da Copesul. Uma explanação sucinta sobre o equipamento será o tema da seção seguinte.



## 2 Trocador

Os fornos de pirólise das plantas de Olefinas são responsáveis pelo craqueamento térmico da nafta (derivado do petróleo), gerando toda a miríade de produtos que posteriormente são separados, purificados e enviados aos consumidores. Na câmara de combustão dos fornos, a nafta é aquecida até temperaturas acima de 800°C quando, então, sofre o craqueamento, gerando o chamado gás craqueado que é uma mistura complexa contendo água e hidrocarbonetos que vão do hidrogênio aos óleos combustíveis. Ao sair da câmara de combustão, este gás de processo precisa ser rapidamente resfriado até temperaturas da ordem de 350°C, para que as reações indesejadas sejam interrompidas. Esse resfriamento rápido é executado em trocadores de calor casco tubo, onde o gás de processo passa pelos tubos enquanto água em altas pressões (~100 kgf/cm<sup>2</sup>) circula em termosifão pelo lado do casco.

No caso particular do 11F16 (um dos fornos de pirólise da Planta 1 da Copesul), de tecnologia M.W.Kellogg, o gás de processo é resfriado em duas etapas. Um primeiro resfriamento é executado em trocadores duplo tubo denominados PQE's ("primary quench exchangers"), até um nível de ~500°C. Numa segunda etapa, o gás é resfriado num único trocador casco e tubo denominado SQE ("secondary quench exchanger") até o patamar desejado dos ~350°C. O SQE será alvo deste trabalho.

O SQE constitui um caso ideal para a aplicação do filtro de Kalman na predição de sujamento por ter enfrentado, no mês de dezembro de 2003, uma crise de sujamento acentuada que posteriormente foi diagnosticada como resultado da degradação do refratário do cabeçote de entrada. Este problema resultou em significativo aumento da temperatura de saída e da pressão de entrada do trocador, permitindo uma avaliação do desempenho do filtro na identificação do problema.

## 3 Filtro de Kalman Estendido com Restrições (CEKF)

O CEKF é um tipo alternativo de estimador de estado baseado em otimização, originado da formulação do "Moving Horizon Estimation" (MHE), introduzido por Muske *et al.* (Muske *et al.*, 1993; Muske & Rawling, 1994; Robertson *et al.*, 1996). As vantagens do MHE comparado aos estimadores clássicos (eg, EKF) são:

- (i) Incorporar restrições físicas dos estados, tais como frações mássicas que variam sempre entre 0 e 1; e,
- (ii) Acima do horizonte de predição considerado não são perdidas informações do sistema não linear. (Gesthuisen *et al.*, 2001, Gesthuisen, 2001).

A formulação do CEKF descrita a seguir é basicamente a resolução do MHE com horizonte de predição igual a zero. Isto a torna parecida com o Filtro de Kalman Estendido convencional, que também possui horizonte de predição igual a zero na etapa de correção. Porém, o que ainda o diferencia do EKF é o fato das restrições do sistema aparecerem diretamente na otimização – etapa de correção do filtro. O modelo do processo é descrito através das seguintes equações diferenciais:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x, u) + \xi(t) \\ x(0) &= x_0 + \xi_0 \\ y(t) &= h(x) + \omega(t) \end{aligned} \quad (1)$$

onde  $x$ ,  $u$ ,  $y$ ,  $\xi$  e  $\omega$  são, respectivamente, o vetor de variáveis de estado, o vetor de variáveis manipuladas, o vetor de variáveis medidas, o vetor de erros do modelo e o vetor de erros das medidas

O equacionamento básico do filtro pode ser dividido, da mesma forma como no EKF, em dois grupos de equações: I) Predição e II) Correção. Na etapa relativa à Predição faz-se somente a integração do sistema de equações diferenciais que descrevem o comportamento dinâmico do sistema. Como resultado, são obtidos os estados e parâmetros estimados ( $x_e$ ) do sistema. Em relação ao EKF a diferença é que nesta etapa não é realizada a integração das matrizes de covariância,  $P$ , juntamente com as equações diferenciais do sistema.

*Predição:*

$$\frac{dx_e}{dt} = f(x_e, u, t), \quad t_k \leq t \leq t_{k+1} \quad (2)$$

Na etapa relativa à Correção é resolvido o seguinte problema de otimização:

*Correção:*

$$\min_{\hat{x}_{k-1,k}, \hat{\xi}_{k-1,k}} \Psi_k = \hat{\xi}_{k-1,k}^T P_k^{-1} \hat{\xi}_{k-1,k} + \hat{\omega}_{k,k}^T R^{-1} \hat{\omega}_{k,k} \quad (3)$$

s.t.:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k,k} &= \hat{x}_{k,k-1} + \hat{\xi}_{k-1,k} \\ y_k &= h(\hat{x}_{k,k}) + \hat{\omega}_{k,k} \end{aligned} \quad (4)$$

e

$$\begin{aligned} \hat{x}_{\min} &\leq \hat{x}_{k,k} \leq \hat{x}_{\max} \\ \hat{\xi}_{\min} &\leq \hat{\xi}_{k-1,k} \leq \hat{\xi}_{\max} \\ \hat{\omega}_{\min} &\leq \hat{\omega}_{k,k} \leq \hat{\omega}_{\max} \end{aligned} \quad (5)$$

Onde  $\hat{x}$ ,  $\hat{\xi}$ ,  $\hat{\omega}$  são os valores estimados para os vetores de variáveis de estado, de erros do modelo e de erros das medidas.  $P$  e  $R$  têm o mesmo significado que no EKF, representando a matriz de covariância do erro na estimação e a matriz de covariância dos erros nas medidas do processo.



O objetivo dessa otimização é realizar a correção dos estados  $x_e$ , calculados na etapa de predição, de modo que a trajetória do modelo dinâmico seja a mais próxima possível do comportamento do processo real. Esse procedimento é realizado para cada intervalo de amostragem  $t_k$  até  $t_{k+1}$ . Os estados corrigidos ( $x_c$ ) são calculados a partir do valor estimado e do resultado da otimização. Esses valores serão utilizados como os novos estados iniciais da etapa de Predição do tempo  $t = t_{k+1}$ .

$$x_c(t_k) = x_e(t_k) + \zeta(t_k) \quad (6)$$

No EKF, esta correção é feita através do cálculo de um ganho,  $K$ , que pondera o estado estimado ( $x_e$ ) e a matriz de covariância estimada,  $P_e$ , com os valores amostrados (Welch and Bishop, 2001).

A etapa de correção do CEKF também é responsável pela correção da matriz  $P$ , através da seguinte equação:

$$P(t_{k+1}) = Q + F_d P(t_k) F_d^T - F_d P(t_k) H(t_k)^T \times [H(t_k) P(t_k) H(t_k)^T + R]^{-1} H(t_k) P(t_k) F_d^T \quad (7)$$

Onde,  $F_d$  é a matriz Jacobiana para o sistema discreto e  $H$  a matriz que relaciona as saídas do processo com os estados

A interpretação das matrizes  $Q$  e  $R$  é idêntica a do EKF, sendo novamente os parâmetros básicos de ajuste do filtro.

Uma das vantagens desta formulação frente ao EKF é que na etapa de predição são integradas apenas as equações que descrevem o comportamento dinâmico do processo. No EKF, além do modelo dinâmico, são integradas simultaneamente as equações diferenciais relacionadas a matriz de covariância  $P$ . Isto aumenta muito o tamanho do sistema a ser integrado e pode vir a ser problemático para sistemas com elevado número de estados. Entretanto, cabe salientar que uma formulação equivalente a feita para o CEKF, poderia ser realizada para o caso contínuo, o que pioraria a sua estabilidade numérica, mas reduziria significativamente o tamanho do sistema a ser integrado. Este tipo de formulação pode ser vista como sendo equivalente a integração do modelo através de um método de passo variável e a integração separada da matriz de covariância através de um método tipo Euler com passo fixo de igual ao tempo de amostragem.

### 3.1 Estimação de Parâmetros

O filtro de Kalman Estendido pode ser utilizado para estimar parâmetros do modelo que não sejam conhecidos, ou ainda, que sejam levemente variantes no tempo. Para tanto, basta que se insira um equação diferencial no sistema de equações do tipo derivada do

parâmetro igual a zero. Essa equação diferencial quando for integrada com as demais terá como solução um valor constante que corresponderá ao valor que está sendo estimado. Essa mesma implementação pode também ser utilizada para sistemas levemente variantes no tempo. Nesse caso, o parâmetro vai sendo ajustado, de tal forma que as predições do modelo venham a representar os dados de planta. Naturalmente, a escolha de quais parâmetros serão adaptados on-line e quais vão permanecer constantes é fundamental para o sucesso da utilização do filtro de forma recursiva. A correta formulação e escolha dos parâmetros que serão ajustados permite que modelos relativamente simples do processo possam ser utilizados.

## 4 Modelo do trocador

Na modelagem do trocador de calor, duas alternativas de equacionamento mostravam-se viáveis: o modelo de parâmetros distribuídos, onde a geometria do equipamento seria levada em consideração, tendo-se como resultado da simulação um perfil de temperaturas ao longo do comprimento do mesmo (além da dinâmica no tempo); ou o modelo de parâmetros concentrados, em que a geometria não seria levada em conta. A segunda alternativa tem a vantagem da simplicidade: a inexistência de um perfil ao longo do trocador elimina a necessidade de criar-se um grande número de estados para cada intervalo de discretização do termo  $dT/dx$  (Incropera *et al*).

O equacionamento por parâmetros concentrados em última análise implica em considerar o trocador como se fosse um tanque de mistura perfeita: o fluido do lado do processo entra no tanque e imediatamente assume a temperatura de saída. Por se tratar de fluido compressível, as vazões são influenciadas pelo  $\Delta P$  do equipamento. A perda de carga do trocador foi modelada como uma válvula na saída do tanque de mistura. Portanto, o tanque assim modelado opera na temperatura de saída do trocador e na pressão de entrada do mesmo, conforme se vê na figura 1.

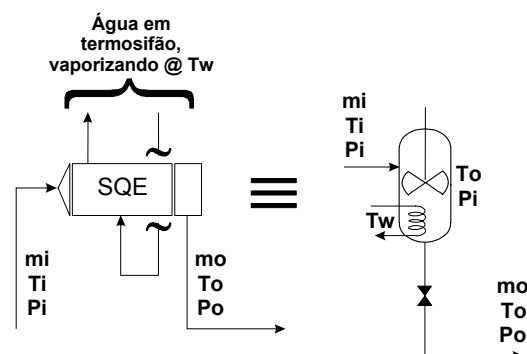


Figura 1. Trocador modelado como um tanque de mistura perfeita.



Na figura  $m_i$ ,  $T_i$ ,  $P_i$  representam a vazão, temperatura e pressão de entrada. O mesmo para  $m_o$ ,  $T_o$ ,  $P_o$  em relação à saída. A temperatura da água do lado do casco ( $T_w = 324^\circ\text{C}$ ) é considerada constante.

Um balanço de energia nas fronteiras do sistema, considerando o termo de acúmulo, é dado por:

$$\frac{dU}{dt} = H_i - H_o - Q \quad (10)$$

Onde:

$U$  = é a energia interna do gás de processo dentro das fronteiras do trocador.

$H_i$  e  $H_o$  = são as entalpias do gás que entra e sai das fronteiras.

$Q$  = o calor removido pela água.

Pressupondo a condição de gás ideal (razoável nas condições de temperatura e pressão reais), tem-se:

$$U = Mc_v T \quad (11)$$

$$H = mc_p T \quad (12)$$

$$Q = U_G A \Delta T_{ml} \quad (13)$$

$$M = \frac{PV\bar{M}}{RT} \quad (14)$$

Substituindo, tem-se:

$$\frac{dP_i}{dt} = \frac{R}{VMc_v} (m_i c_p T_i - m_o c_p T_o - U_G A_o \Delta T_{ml}) \quad (15)$$

Onde  $V$  é o volume do trocador,  $\bar{M}$  é a massa molar do gás de processo,  $c_v$  e  $c_p$  são as capacidades caloríficas do gás de processo,  $U_G$  é o coeficiente global de troca térmica e  $A_o$  é a área superficial externa dos tubos.

O balanço de massa, por sua vez, propõe:

$$\frac{dM}{dt} = m_i - m_o \quad (16)$$

Substituindo a expressão para  $M$ , tem-se:

$$\frac{d}{dt} \left( \frac{P}{T} \right) = \frac{R}{VM} (m_i - m_o), \quad (17)$$

ou:

$$\frac{1}{T_o} \frac{dP_i}{dt} - \frac{P_i}{T_o^2} \frac{dT_o}{dt} = \frac{R}{VM} (m_i - m_o) \quad (18)$$

Substituindo a equação (15), obtém-se a expressão final do balanço de massa:

$$\frac{dT_o}{dt} = \frac{RT_o}{VMc_v} \left\{ \frac{m_i c_p T_i}{c_v} - \left[ m_o \left( 1 - \frac{c_p}{c_v} \right) - m_i \right] T_o - \frac{U A_o}{c_v} \Delta T_{ml} \right\} \quad (19)$$

Nas equações acima, enquanto  $m_i$  é um dado de processo (uma entrada),  $m_o$  depende das pressões e da perda de carga do trocador. A perda de carga é modelada como uma válvula e, portanto, a equação constitutiva para a vazão de saída é dada por:

$$m_o = k_1 \sqrt{\frac{P_i \bar{M}}{RT_o}} (P_i - P_o) \quad (20)$$

onde  $k_1$  é a constante de escoamento da válvula.

O coeficiente global de troca térmica, por sua vez, depende dos coeficientes de película interno (lado dos tubos) e externo (lado do casco), além do sujamento do feixe. Neste caso em específico, a troca térmica é predominantemente dominada pelo coeficiente de película interna (lado do gás de processo), que é muito menor que o do lado externo (água). Este último pode ser ignorado. Tem-se assim:

$$\frac{1}{U} = \frac{1}{\frac{A_i}{A_o} h_i} + F \quad (21)$$

onde  $A_i$  e  $A_o$  são as áreas superficiais interna e externa dos tubos,  $h_i$  é o coeficiente de película interno dos tubos, e  $F$  representa o sujamento do feixe. O coeficiente de película pode ser calculado por:

$$Nu_D = 0,023 Re_D^{0,8} Pr^{0,3} \quad (22)$$

Fatorando-se os números adimensionais, chega-se à:

$$h_i = 0,023 \left( \frac{k^{0,7} 4^{0,8} c_p^{0,3}}{D^{1,8} \pi^{0,8} \mu^{0,5}} \right) \cdot \left( \frac{m_i}{N_{tubos}} \right)^{0,8} \quad (23)$$

onde  $k$  é o coeficiente de condutividade térmica,  $D$  é o diâmetro dos tubos,  $\mu$  é a viscosidade do gás de processo e  $N_{tubos}$  é o número de tubos do trocador.

Com isso, a modelagem do trocador toma a forma da representação clássica:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = f(x, u, t) \\ y = g(x, u, t) \end{cases} \quad (24)$$

Onde  $x$  são os estados ( $T_o$  e  $P_i$ ),  $u$  são as variáveis de entrada ( $m_i$ ,  $T_i$  e  $P_o$ ) e  $y$  são as variáveis medidas ( $T_o$  e  $P_i$  – igual aos estados). A função  $f(\cdot)$  é dada pelas equações (15) e (19).

Na formulação proposta há ainda dois parâmetros,  $k_1$  e  $F$ . Estes são os parâmetros a serem inferidos posteriormente pelo filtro de Kalman, e que indicam a condição de sujamento do trocador. Ambos são, a princípio, independentes da vazão e das condições de temperatura e pressão de operação, não sendo influenciados por variações nas mesmas. O parâmetro  $k_1$  responde fortemente às situações de sujamento do



trocador que resultem em aumento da perda de carga sem que a troca térmica seja fortemente afetada. O parâmetro  $F$  pelo contrário, responde às situações de sujamento em que a troca térmica é prejudicada, sem que a perda de carga seja afetada. Como foi comentado na seção 4, para a estimação desses parâmetros, foi necessário que durante a etapa de integração do modelo, fossem acrescentadas duas Equações Diferenciais igualadas a zero.

Considerando, por simplicidade, que as propriedades do gás de processo não variam significativamente durante a operação do trocador, e que podem ser estimadas na temperatura média  $(T_i+T_o)/2 \approx 712$  K (439°C), os valores das constantes utilizadas estão listados na tabela 1 abaixo:

Tabela 1. Propriedades do gás de processo.

Propr.	Valor	Unidade
$c_p$	2737,5	J/(kg.K)
$c_v$	2428,1	J/(kg.K)
$k$	0,0816	W/(m.K)
$M$	27,087	kg/kmol
$\mu$	2,2922e-5	N.s/m <sup>2</sup>
$\rho$	2,6349	kg/m <sup>3</sup>
$R$	8308,65	Pa.m <sup>3</sup> /(K.kmol)

A geometria do trocador é definida pelas constantes listadas na tabela 2.

Tabela 2. Geometria do trocador.

Propr.	Valor	Unidade
$D$	0,0338	M
$N_{\text{tubos}}$	400	-
$A_i$	297,2	M <sup>2</sup>
$A_o$	391,0	M <sup>2</sup>
$V$	2,5	M <sup>3</sup>

## 5 Aplicação do filtro

Foram implementados para fim de teste o CEKF e o EKF ambos estimadores baseados na teoria de Kalman. Os estimadores com e sem restrições foram implementados em MATLAB® e foram processados utilizando como variáveis de entrada e medidas um conjunto de dados de processo coletados no período de 22/08/03 a 19/01/04 em média horária.

Nas figuras 2 e 3 estão ilustrados os estados medidos ( $T_o$  e  $P_i$ ) e suas predições, por ambas as implementações, sendo que os estados estimados estão em vermelho e verde. Nas figuras 4 e 5, os estados não medidos ( $k_1$  e  $F$ ) são apresentados juntamente com os estados medidos que lhe são mais relacionados:  $k_1$  com  $P_i$ , e  $F$  com  $T_o$ . Para evitar instabilidades computacionais nos filtros, foram ignorados os períodos em que a vazão  $m_i$  era inferior à 19 t/h, pois isso

corresponderia à condição de descoque, quando então as propriedades do fluido já não mais são válidas (correspondentes às depressões periódicas nos dados de processo).

O primeiro grande “vale” que aparece na figura 2 corresponde à primeira manutenção do forno. Como se observa, no retorno em operação após a manutenção (apontado pela seta 1 nas Figuras 2 e 3),  $T_o$  e  $P_i$  aumentaram consideravelmente em relação aos valores das campanhas anteriores à manutenção, sugerindo um maciço sujamento do trocador. Este comportamento refletiu-se também nos parâmetros  $k_1$  (Figura 4) e  $F$  (Figura 5). Nota-se, inclusive, na Figura 5, uma tendência prévia do parâmetro  $F$ , antes mesmo da manutenção, indicando uma piora gradual. O problema só foi percebido quando a situação já estava bem avançada.

O segundo “vale” corresponde à segunda manutenção (apontado pela seta 2 nas Figuras 2 e 3), em que detectou-se a origem do problema: dano no refratário do cone de entrada do SQE causando obstrução parcial dos tubos, o que explicava a redução de troca térmica (aumento de  $T_o$  e  $F$ ) e o aumento da perda de carga do trocador (aumento de  $P_i$  e redução de  $k_1$ ). Após esta segunda manutenção, todos os estados voltaram para os valores normais.

Tanto  $k_1$  quanto  $F$  mostrou variações consideráveis no período de falha, retornando aos seus valores normais após a solução do problema. São, portanto bons candidatos para monitoramento e detecção de falhas nestes equipamentos.

As predições dos filtros EKF e CEKF concordaram quase perfeitamente em se tratando dos estados  $T_o$ ,  $P_i$  e  $k_1$ . A única exceção foi o estado  $F$ , que mostrou um certo bias entre as duas predições. De qualquer maneira, o comportamento deste estado predito pelos dois filtros foi bastante similar.

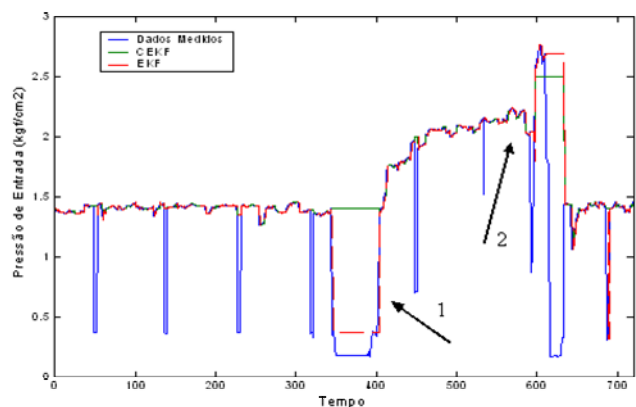


Figura 2. Comparação entre o estado medido (dados de processo)  $T_o$  e os estados estimados pelos métodos EKF e CEKF.



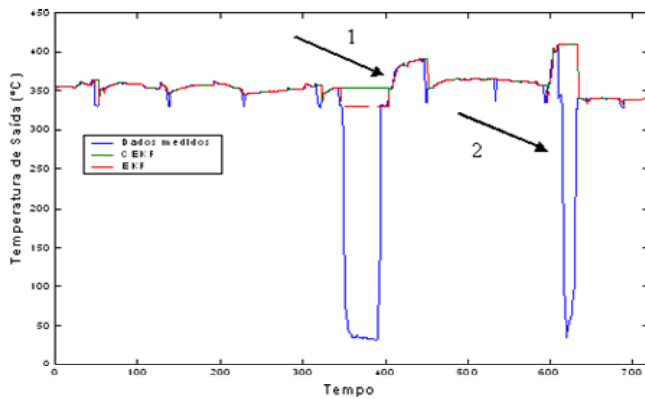


Figura 3. Comparação entre o estado medido (dados de processo)  $P_i$  e os valores filtrados pelos métodos EKF e CEKF.

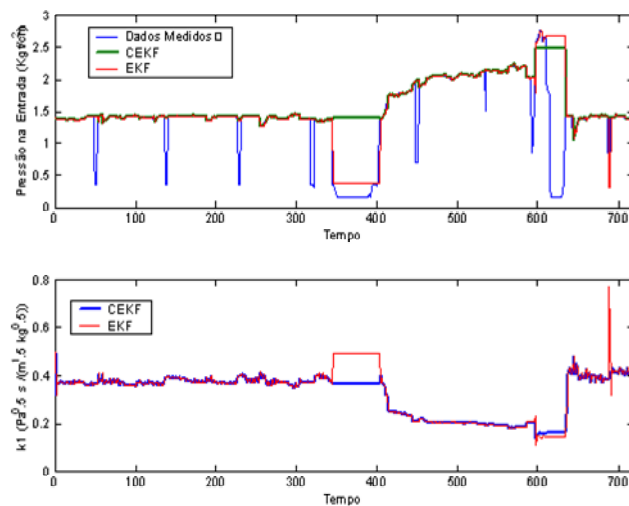


Figura 4. Gráfico inferior estado não medido (parâmetro)  $k_1$  estimado por ambos os métodos (EKF e CEKF) e a variável ( $P_i$ ) que está relacionada com o parâmetro  $k_1$ .

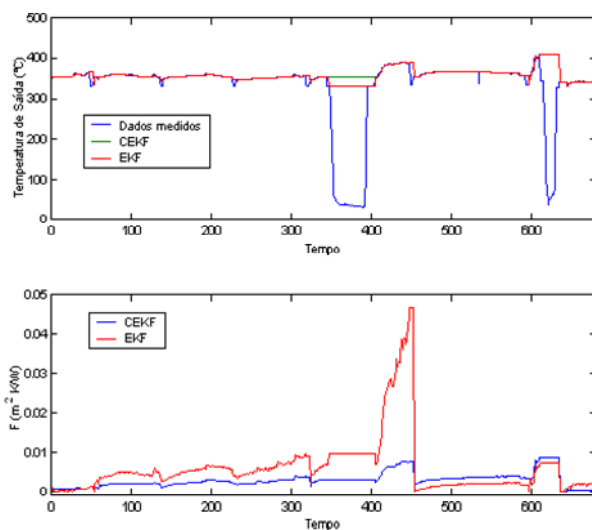


Figura 5. Gráfico inferior, estado não medido (parâmetro)  $F$  e estimado por ambos os métodos (EKF e CEKF) e a variável ( $T_o$ ) que está relacionada com o parâmetro  $F$ .

Com relação a detecção de falhas, a Figura 6 pode demonstrar que o parâmetro  $k_1$  poderia ser utilizado para detecção de uma falha que está ocorrendo, já que a sua mudança é bastante brusca, e se observa apenas a variável medida essa falha identificada muito tarde. E com relação a detecção de falhas pode se utilizar o parâmetro  $F$ , que mostra uma tendência de sujamento.

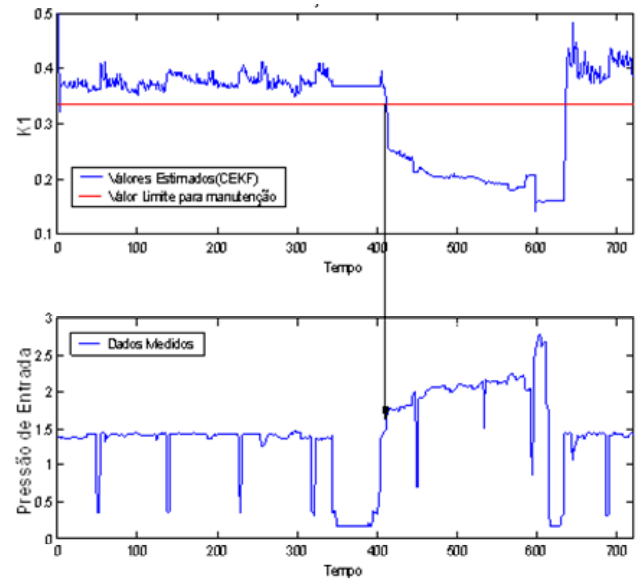


Figura 6. Verificação da detecção de uma falha.

## 6 Conclusões

O filtro CEKF mostrou-se mais robusto que o EKF, sobretudo em relação às condições iniciais de cálculo.

Os estados não medidos preditos pelos filtros representaram corretamente a sucessão de eventos observada e posteriormente sanada na prática. Em especial, o indicativo de evolução do problema mostrado pela parâmetro  $F$  antes da primeira manutenção do forno, quando nenhuma das variáveis de processo indicava qualquer alteração, demonstra a utilidade deste procedimento na previsão das condições futuras do equipamento, permitindo uma preparação prévia aos acontecimentos.

Além disso, pela grande amplitude da resposta dos parâmetros  $k_1$  e  $F$  aos problemas, percebe-se sua utilidade em futuras estratégias de detecção de falhas.



## 7 Agradecimentos

À COPESUL, UFRGS/DEQUI e aos Professores Jorge e Argemiro pela atenção e dedicação.

### Referências

- Gesthuisen, R., Klatt, K.-U., Engell, S. (2001) Optimization-based state estimation - a comparative study for the batch polycondensation of polyethyleneterephthalate. European Control Conference, ECC 2001, Porto, Portugal, 4.-7. September (2001b).
- Incropera, F. P.; de Witt, D. P. (1992). Fundamentos de transferência de calor e massa.
- Muske, K.R and Rawlings, J.B. (1994). Nonlinear Moving Horizon State Estimation. Kluwer Academic: NATO ASI Series, v. 293, pp 349–365.
- Muske, K.R., Rawlings, J.B., Lee, J.H. (1993) Receding horizon recursive state estimation. Proceedings of the American Control Conference, San Francisco, pp 900–904.
- Robertson, D.G., Lee, J.H., Rawlings, J.B. (1996). A moving horizon-based approach for least squares estimation. AIChE Journal, v. 42(8), pp.2209 – 2224.
- Welch, G., Bishop, G. (2001) An introduction to the Kalman Filter. ACM SIGGRAPH.