

USO DE OBSERVADORES DE ESTADO USANDO FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO PARA INFERÊNCIA E CONTROLE DE TEMPERATURA EM UM TANQUE COM SISTEMA DE AQUECIMENTO

W. Y. A. BRANDÃO¹, M. S. PEDRO¹, P. R. A. MARIZ¹, L. O. A. ROJAS, A. A. MORAIS JÚNIOR¹

¹ Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Química
E-mail para contato: walteryanko@gmail.com

RESUMO – Neste trabalho foi desenvolvida uma estratégia para construção de um sensor virtual (*soft sensor*) para estimativa, eliminação de sinais ruidosos e controle de temperatura de um processo de agitação e com sistema de aquecimento. Na construção do sensor virtual foi empregada a modelagem semi-empírica, através do Filtro de Kalman Estendido (FKE). O modelo dinâmico de inferência utilizando FKE foi construído em ambiente Matlab-Simulink®. Foram implementados um controle convencional realimentação e um controle cascata de temperatura. Verificou-se que, mesmo com sinais ruidosos na entrada do processo, o FKE apresentou valores satisfatórios quanto aos parâmetros da Média Quadrática do Erro (MSE) e Raiz da Média Quadrática do Erro (RMSE). Por fim, analisou-se que o controle realimentação e cascata proporcionaram uma minimização da resposta transiente de temperatura; de fato, o controle cascata mostrou-se mais robusto por apresentar menor sobre-elevação percentual e menores valores de critérios de erros integrais.

1. INTRODUÇÃO

O controle automático de processo é fundamental no melhoramento e manutenção de produtos. O controle automático trata, dentre outros parâmetros, da manutenção das variáveis, das temperaturas, das pressões, dos fluxos, e das composições de processo em um valor desejado (SMITH e CORRIPIO, 2008). Devido à necessidade em manter variáveis em um valor requerido e também da dificuldade em realizar medições dessas variáveis, surgem então os sensores virtuais (*soft sensors*), que são modelos matemáticos implementados em *softwares* que utilizam medições secundárias para estimar variáveis de difícil medição. Na construção dos sensores virtuais, podem ser utilizados modelos de primeiro princípio (fenomenológicos), modelos de identificação e modelagem caixa cinza. Quando são utilizados modelos do tipo espaços de estados, é dado o nome de observador ou estimador de estados. O observador pode ser exato quando fornece o estado diretamente, ou assintótico quando seu limite tende ao estado exato para tempo infinito (MORAIS JÚNIOR, 2011).

Normalmente ocorre, devido a desgastes ou falhas nos sensores, ou mesmo interferência de sinais ou limitações físicas, diferenças entre os modelos simulados e dados obtidos diretamente de processos reais operando, caracterizando os ruídos (AGUIRRE, 2007).

A medição ruidosa de uma variável de processo reflete os ruídos para o controlador, produzindo efeitos indesejáveis no elemento final de controle e podendo tornar inviável a implementação do controle. Para eliminar ou reduzir o efeito dos ruídos são adicionados filtros ao processo, tal como o Filtro de Kalman. Neste trabalho, foi desenvolvida uma metodologia para desenvolver um observador de estados utilizando o Filtro de Kalman Estendido (FKE) para estimar o valor da temperatura em um processo a partir de medições secundárias, com adição de ruído e filtragem de sinais. A metodologia desenvolvida foi empregada em um tanque de agitação com sistema de aquecimento, do qual foi feita a modelagem e simulação utilizando o *software* Matlab-Simulink®. Em seguida, foram testadas duas estratégias de controle em comparação com a condição de malha aberta.

3. MODELAGEM E SIMULAÇÃO DO PROCESSO

A modelagem do processo é definida por um conjunto de duas equações EDOs, balanços de energia no tanque e na serpentina de aquecimento. As equações do modelo foram discretizadas utilizando a aproximação por Euler, e são apresentadas na Equação 1 e 2. Foi assumido que não há perdas de calor do sistema à vizinhança, o agitador é de mistura perfeita, possui volume e propriedades físicas constantes.

$$T(k+1) = T(k) + \frac{h}{V\rho c_p} \{f(k)\rho c_p T_i + UA[T_s(k) - T(k)] - f(k)\rho c_p T(k)\} \quad (1)$$

$$T_s(k+1) = T_s(k) + \frac{h}{C_M} \{w(t)\lambda - UA[T_s(t) - T(t)]\} \quad (2)$$

A figura 1 mostra o processo, sendo os valores dos parâmetros e condições iniciais de operação do processo apresentados na Tabela 1 (SMITH e CORRIPIO, 2008).

Figura 1 – Tanque de Aquecimento. Fonte: Smith e Corríprio (2008).

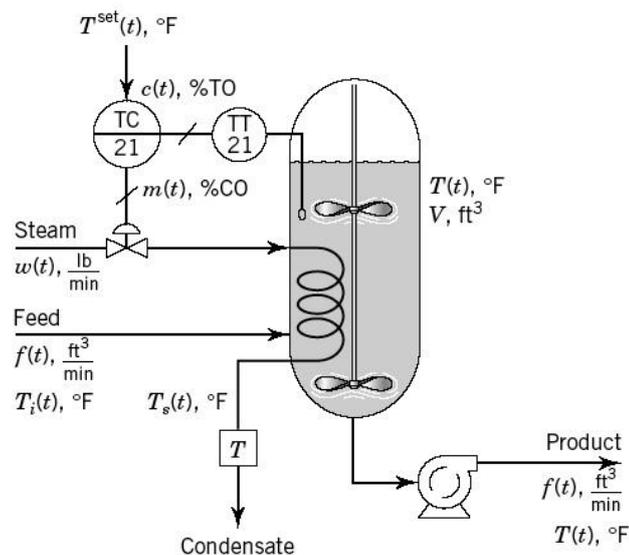
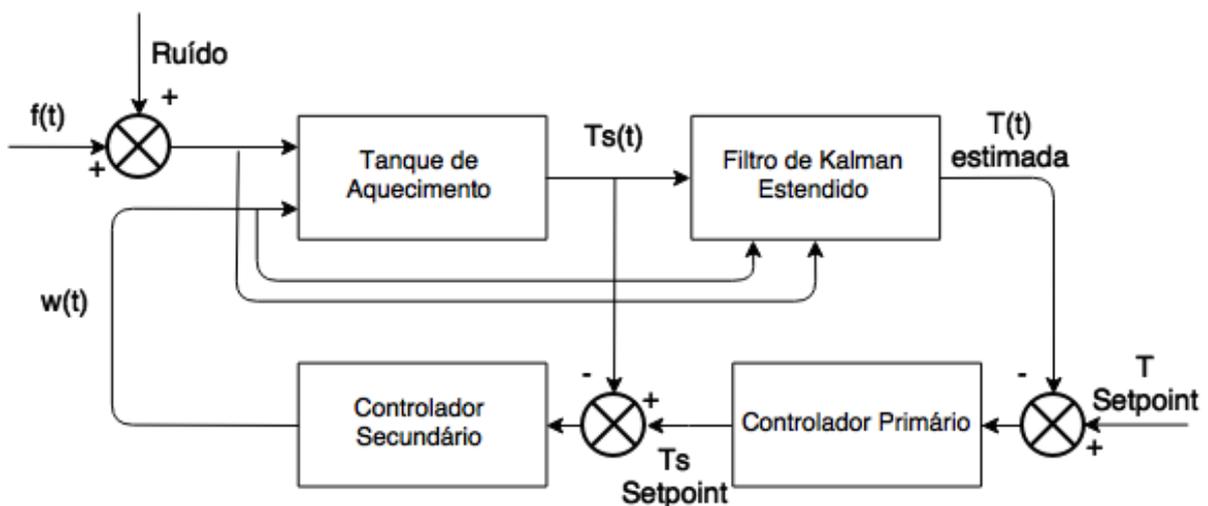


Tabela 1 – Parâmetros e condições operacionais do tanque de aquecimento.

Parâmetros e condições operacionais	Valores e unidades	Parâmetros e condições operacionais	Valores e unidades	Parâmetros e condições operacionais	Valores e unidades
ρ	68 lb/ft ³	λ	2,1 BTU/min.ft ² .°F	$T_s(0)$	230 °F
c_p, c_v	0,8 BTU/lb.°F	C_M	265,7 BTU/°F	$T(0)$	150 °F
V	120 ft ³	$f(0)$	15 ft ³ /min		
A	241,5 ft ²	$w(0)$	42,2 lb/min		

O fluxograma da Figura 2 apresenta a proposta de estimativa, eliminação de sinais de ruidosos na entrada, vazão de alimentação, e implmentação de controle inferencial cascata de temperatura.

Figura 2 – Fluxograma de simulação do processo e estimativa por FKE.



Fonte: o autor.

2. FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

O Filtro de Kalman (FK) é um procedimento matemático iterativo, que utiliza um conjunto de equações e dados de entrada para estimar e prever o valor real de variáveis com erros de medição, ou atua como observador de estados empregando medições secundárias para estimar o valor de variáveis de difícil medição (GREWAL e ANDREWS, 2001). O Filtro de Kalman Estendido (FKE) é a versão não-linear do FK convencional linear. Dado um modelo composto por variáveis de entrada (u), de estado (x) e de saída (y), o algoritmo de atuação do FKE é formado pelas equações de 3 a 7, abaixo.

$$\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_{k-1}) \quad (3)$$

$$P_{k|k-1} = A_{k-1}P_{k-1|k-1}A_{k-1}^T + Q_k \quad (4)$$

$$K_k = P_{k|k-1}C_k^T(C_kP_{k|k-1}C_k^T + R)^{-1} \quad (5)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k[y_k - h(\hat{x}_{k|k-1})] \quad (6)$$

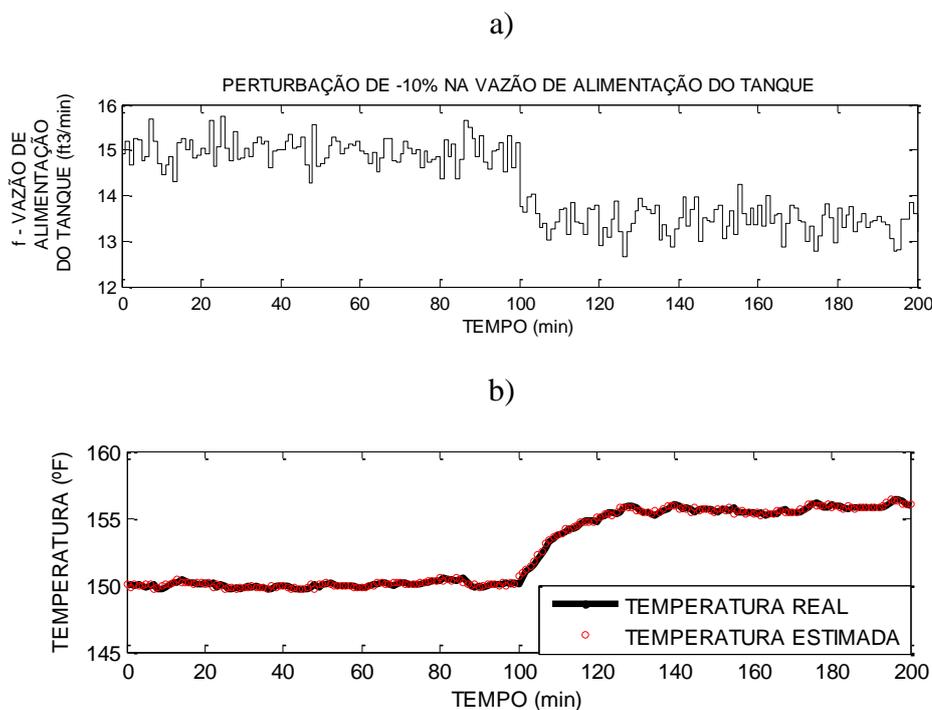
$$P_{k|k} = (I - K_kC_k)P_{k|k-1} \quad (7)$$

Onde A_k e C_k são, respectivamente, as matrizes jacobianas das variáveis de estado e de saída. Para o processo em estudo, as variáveis de entrada são: a vazão de vapor (w) e de alimentação do tanque (f); as variáveis de estado são a temperatura do tanque (T) e a temperatura da serpentina (T_s); e a variável de saída (medição) é a temperatura da serpentina. Foi inserido um ruído gaussiano de média zero e covariância igual a 0,1, que se adiciona à f do tanque, e considerado um ruído de medição com covariância igual a 0,0001.

4. RESULTADOS E DISCUSSÕES

Inicialmente os resultados obtidos dizem respeito ao comportamento do processo em malha aberta, quando foi inserido uma perturbação, -10% no tempo igual a 100 min, na vazão de alimentação do tanque, gráfico da Figura 3.a). Pode-se observar no gráfico da Figura 3.b), que os valores de temperatura estimados utilizando o FKE aproximam-se dos valores reais da temperatura obtidos pela simulação.

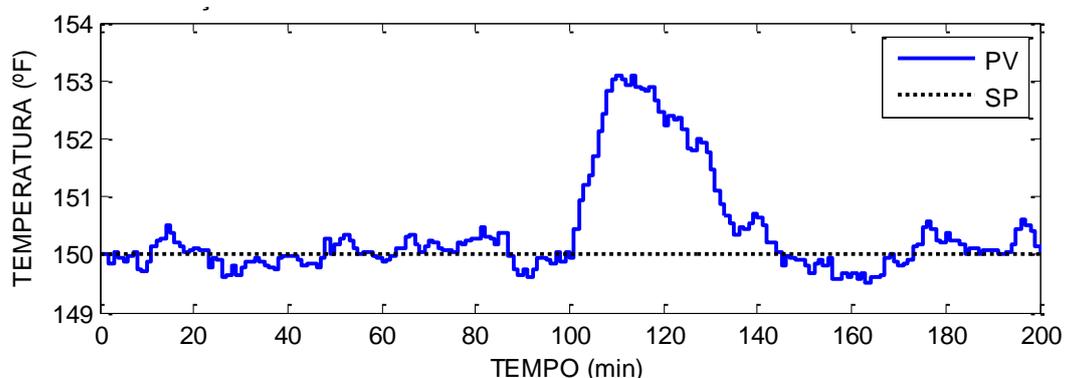
Figura 3 – Comportamento das variáveis do processo em malha aberta.



A estimativa foi avaliada utilizando os critérios de Média Quadrática do Erro (MSE) e Raiz da Média Quadrática do Erro (RMSE), que forneceram, respectivamente, os valores de 0,1249 e 0,1590. Esses valores correspondem a um erro de estimativa de aproximadamente 0,106%.

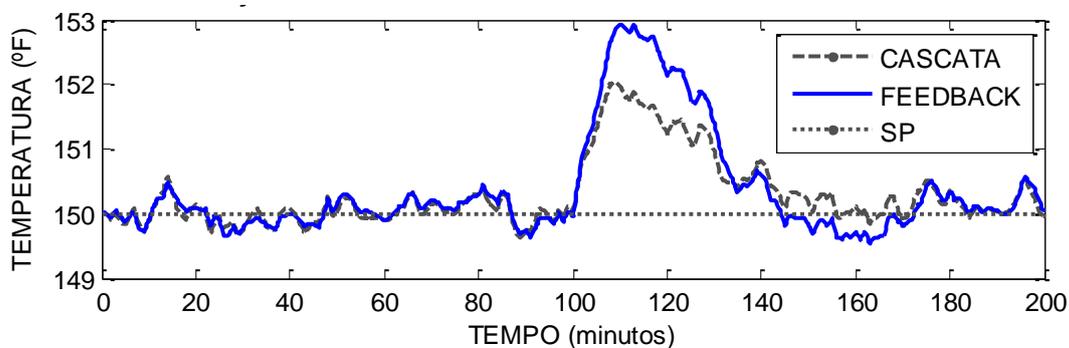
Foi implementado um controlador proporcional-integrativo (PI) utilizando os valores estimados pelo FKE como medição a fim de manter a variável de processo (temperatura do líquido no interior do tanque) no valor desejado (*setpoint*, SP) de 150 °F. Pode-se observar o comportamento da variável de processo, PV, no gráfico da Figura 4. No tempo de 100 min, quando ocorre a perturbação na vazão de alimentação do tanque, a PV apresenta uma sobrelevação percentual de aproximadamente 2%.

Figura 4 – Comportamento da variável do processo com controle inferencial realimentação.



Em seguida, foi implementada a estratégia de controle cascata. Esta estratégia consiste na adição de um controlador secundário com o objetivo de manter a temperatura da serpentina no valor desejado. Este valor desejado consiste na saída do controlador primário que atuava anteriormente no controle convencional realimentação. A Figura 5 apresenta o comportamento da PV (temperatura do líquido no tanque) frente à mesma perturbação dos casos anteriores.

Figura 5 – Comportamento das variáveis do processo com controle inferencial cascata.



A comparação entre o erro em malha aberta, com controle realimentação convencional e com controle cascata está apresentada na Tabela 2, que contém os critérios de Integral do Erro Absoluto (IAE), Integral do Erro Absoluto vezes o Tempo (ITAE), Integral do Erro

Quadrático (ISE) e Integral do Erro Quadrático vezes o Tempo (ISAE) para cada caso, em um tempo de simulação igual a 200 minutos.

Tabela 2 – Critérios de integral do erro

Caso	IAE	ISE	ITAE ($\times 10^4$)	ISAE ($\times 10^4$)
Malha aberta	535	2830	8,099	44,38
Realimentação	103	176,7	1,179	2,058
Cascata	73,34	75,14	0,8268	0,8687

5. CONCLUSÕES

Observou-se que a estimativa fornecida pelo FKE consiste de valores com erro de menos de 0,106 % do valor real. Essa estimativa foi então utilizada na implementação de duas estratégias de controle, a convencional realimentação e o controle cascata. Percebeu-se que, em relação à malha aberta, ambas as estratégias de controle forneceram melhores valores dos critérios de erro integrais e conseguiram manter as variáveis no valor desejado, podendo-se concluir que a filtragem do sinal foi imprescindível no sucesso da etapa de sintonia do controlador. De fato, o controle cascata apresentou melhor desempenho do que o controle convencional realimentação, podendo-se concluir que a estimativa efetuada pelo FKE pode ser utilizada em estratégias de controle avançado. Por fim, a metodologia desenvolvida para o implemento do FKE, portanto, mostrou-se satisfatória para estimar com boa precisão variáveis de estado de processo.

6. REFERÊNCIAS

- AGUIRRE, L. A. *Introdução à identificação de sistemas: Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais*. 2ª revista e ampliada. Belo Horizonte: Editora UFMG, 2004. 728 p.
- GREWAL, M. S.; ANDREWS, A. P. *Kalman filtering: theory and practice using MATLAB*, 2001.
- MORAIS Jr., A. A. *Elaboração de um analisador virtual utilizando sistema híbrido neuro-fuzzy para inferenciar a composição em um processo de destilação*. 82 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Química). Universidade Federal de Alagoas, Maceió. 2011.
- SMITH, C. A. E CORRIPIO, A. *Princípios e prática de controle automático de processo*. 3ª Edição, Editora Gen e LTC, 2008.