

AVALIAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO PARA ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE PROCESSO DE NÍVEL DE LÍQUIDOS

ALFREDO A. FREITAS, GEOVANY A. BORGES E ADOLFO BAUCHSPIESS

Laboratório de Automação, Visão e Sistemas Inteligentes - www.lavsi.ene.unb.br
Departamento de Engenharia Elétrica
Universidade de Brasília

{alfredoamerico, gaborges, adolfobs}@ene.unb.br

Abstract— The efficient control of non-linear systems is based on the usage of a process model, particularly when different operation points are demanded or when a trajectory is given for the reference signal (servocontrol). When the process parameters are changed during the operation (e.g., valve opening changed) then it is necessary to estimate the parameters in real time. In this paper we present the use of extended Kalman filter to estimate the parameters of a 3rd order liquid level process. The four valve coefficients (load loss) and the three water levels are estimated. Simulations, implementation aspects and a detailed analysis of the obtained results for the state-space control and the extended Kalman filter conclude this work.

Keywords— Extended Kalman Filter, Liquid Level Process, Non-Linear Systems

Resumo— O controle eficiente de sistemas não-lineares pressupõem a utilização de um modelo, em particular quando diferentes pontos de operação são utilizados ou quando se utiliza uma trajetória para o sinal de referência (servocontrole). Quando o processo tem seus parâmetros alterados ao longo do tempo (e.g., alteração na abertura de válvulas) faz-se necessário estimar as alterações dos parâmetros em tempo real. Neste artigo apresenta-se a utilização do filtro de Kalman estendido para a estimação dos parâmetros de um processo de nível de líquidos de 3^a ordem. São estimados os coeficientes de quatro válvulas (perdas de carga) e os três níveis de líquido. Simulações, aspectos da implementação e uma detalhada análise dos resultados para um controle no espaço-de-estados e filtro de Kalman estendido concluem este trabalho.

Palavras-chave— Filtro de Kalman estendido, Processo de Nível de Líquidos, Sistemas Não-Lineares

1. Introdução

Praticamente todas as técnicas de controle mais sofisticadas utilizam no projeto e na implementação um modelo do processo, e.g.: espaço-de-estados com observador (Franklin et al, 1998), controle preditivo (Bauchspiess, 1996), linearização exata (Gosmann, 2002). Este modelo matemático do processo pode ter diferentes representações, tais como: equações diferenciais, função de transferência ou resposta em frequência. O modelo pode ser obtido a partir da aplicação de leis físicas (continuidade, Newton, Ohm etc.). O que pressupõem que o sistema seja plenamente conhecido, condição dificilmente satisfeita para um processo real. Uma alternativa é utilizar técnicas de identificação de processos, em que sinais de entrada e saída são utilizados na obtenção do modelo. Em geral, pela falta de conhecimento dos detalhes do processo, a identificação é feita com modelos lineares.

No caso do controle de processos não-lineares a situação é bem mais complexa. Para o problema da regulação, com referência fixa, é em geral suficiente, para pequenas excursões, utilizar o modelo linearizado em torno do ponto de operação. Um controlador no espaço-de-estados fornece excelentes resultados, tanto da resposta transitória como em regime permanente, (Franklin et al 1998).

Quando o processo deve trabalhar em diferentes pontos de operação ou quando a referência deve seguir uma trajetória (servocontrole) pode ocorrer

uma grave degradação do controle. Fora do ponto de operação a resposta dinâmica e de regime permanente pode ser bem distinta da desejada.

Semelhante degradação ocorre quando ocorrem alterações estruturais no processo. Para ilustrar: em um sistema de reservatórios de água interligados por válvulas, a vazão entre os reservatórios é caracterizada por $Q = K\sqrt{H_i - H_{i+1}}$, onde H_i é a altura do reservatório i e H_{i+1} é a altura do reservatório adjacente. A constante K define a perda de carga entre os reservatórios. Uma alteração na posição da válvula altera K , tornando necessária uma nova identificação do processo.

Neste trabalho investigou-se o uso do filtro de Kalman estendido para a estimação *on-line* dos parâmetros não-lineares do processo. Em simulações é sabido que não há maiores dificuldades, desde que não haja discrepância entre o modelo gerador dos sinais e o modelo utilizado pelo filtro estendido.

Como sempre existem discrepâncias entre o modelo utilizado no filtro de Kalman e o processo real, é muito provável que haja dificuldades na implementação prática de um controlador baseado nos parâmetros estimados pelo filtro de Kalman.

Diversos autores investigaram o uso do filtro de Kalman estendido (FKE) na estimação de parâmetros de sistemas dinâmicos (lineares e não-lineares). Esta idéia não é recente, como demonstra (Jazwinski, 1970). No caso da estimação apenas de parâmetros, o problema pode ser formulado ainda como o da estimação de estados de um sistema

dinâmico estocástico, onde o filtro de Kalman possui a mesma formulação do algoritmo de quadrados mínimos recursivo com ganho normalizado (Ljung, 1999). Quando o problema envolve estimação simultânea de estados e de parâmetros de um processo, podendo servir de base para controle adaptativo, uma formulação aumentada do problema em espaço de estados é empregada (Chui & Chen, 1999). Entretanto, o emprego deste estimador recursivo inspira cuidado, principalmente por empregar um modelo linearizado do problema de estimação simultânea dos estados do processo e dos parâmetros do modelo, o que pode resultar em divergência. Outros trabalhos empregaram a mesma idéia, como em (Leu & Baratti, 2000) que apresentam uma abordagem sistemática de ajuste das matrizes de covariância do filtro. O ajuste dos parâmetros de redes neurais recorrentes usando FKE é investigado em (Williams, 1992). Em (Aragones et al., 2002) os parâmetros do modelo cinemático de um robô móvel omnidirecional são estimados usando FKE, objetivando reduzir erros de odometria. Para problemas de estimação de estados de sistemas não-lineares, a abordagem Bayesiana representada por Monte Carlo seqüencial (filtro de partículas) apresenta-se como solução para a redução do risco de divergência (Doucet et al, 2001).

Este trabalho se propõe a apresentar a *expertise* adquirida na implementação de um controlador no espaço-de-estados de uma planta de nível de líquidos de 3ª ordem. O filtro de Kalman estendido estima os parâmetros das quatro válvulas e as três alturas da água nos reservatórios. Apresenta-se a estrutura computacional, o aparato experimental, os resultados obtidos e uma interpretação das discrepâncias geradas no controle pela atuação de efeitos não modelados, em particular o atrito no sensor.

2. Processo de Nível de Líquidos de 3ª Ordem

O processo de nível de líquidos do LAVSI, Figura-1, é composto por três tanques acoplados e duas bombas, conforme esquematizado na Figura -2. Pode-se observar que o tanque 1 possui alimentação de líquido através da bomba 1 e está acoplado ao tanque 3 por uma válvula regulável.



Figura-1 Processo de Nível de Líquidos

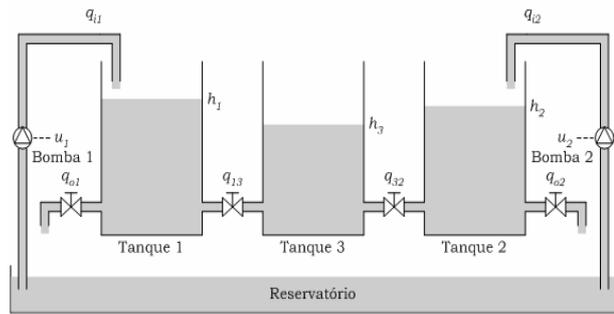


Figura -2 Esquema do Processo de Nível de Líquidos

O tanque 2 possui alimentação de líquido através da bomba 2 e está acoplado ao tanque 3 por uma válvula regulável. A saída de líquido para o reservatório ocorre através das válvulas de saída dos tanques 1 e 2. Neste trabalho não há saída de líquido pelo tanque 1, a válvula está fechada, e não há entrada pela bomba 2. A variável controlada é a altura do tanque 2, h_2 . A variável de controle é a vazão da bomba 1, nesta configuração tem-se um sistema de 3ª ordem com uma entrada e uma saída.

2.1. Modelo a partir das leis físicas

Considerando o processo da Figura-1, as seguintes variáveis podem ser definidas:

q_i , vazão de entrada [cm^3/s] nos tanque 1;

q_{13} , q_{32} , vazões [cm^3/s] entre tanques;

q_o , vazão de saída [cm^3/s] do reservatório 2;

h_1, h_2, h_3 , altura [cm] do nível de líquido nos reservatórios 1, 2 e 3;

A - seção do reservatório [cm^2].

Pelo balanço de massa nos reservatórios temos:

$$A \frac{dh_1}{dt} = q_i + q_{13}, \quad (1)$$

$$A \frac{dh_2}{dt} = q_{32} - q_o, \quad (2)$$

$$A \frac{dh_3}{dt} = q_{13} - q_{32}, \quad (3)$$

onde as vazões são dadas por:

$$q_{13} = k_{13} \sqrt{|h_1 - h_3|}, \quad q_{32} = k_{32} \sqrt{|h_3 - h_2|} \text{ e } q_o = k_2 \sqrt{h_2}.$$

Substituindo-se as vazões nas equações de balanço de massa obtém-se a seguinte representação não linear do sistema de tanques acoplados:

$$A \frac{dh_1}{dt} = q_i + k_{13} \sqrt{|h_1 - h_3|}, \quad (4)$$

$$A \frac{dh_2}{dt} = k_{32} \sqrt{|h_3 - h_2|} - k_2 \sqrt{h_2}, \quad (5)$$

$$A \frac{dh_3}{dt} = k_{13} \sqrt{|h_1 - h_3|} - k_{32} \sqrt{|h_3 - h_2|}. \quad (6)$$

Os níveis h_1, h_2, h_3 são nossas variáveis de estado (x_1, x_2, x_3). A vazão q_i é a entrada x_2 é a saída do sistema.

2.2. Modelo linearizado no ponto de operação

Para efeito do projeto do controlador, lineariza-se o processo em torno do ponto de operação (H_1, H_2, H_3) .

Fazendo uma analogia com um sistema elétrico, A resistência (R) é calculada como a diferença de nível para gerar uma vazão unitária, dada por $R = dH/dQ_o$. A capacitância (C) pode ser definida como sendo a variação na quantidade de líquido necessária para causar uma variação unitária no potencial (altura no nível), logo é calculada como $C = dV/dH$.

A capacitância (C) representa a área do tanque e a resistência (R) a perda de carga que o fluido sofre até chegar ao reservatório. Este valor de resistência é também usado para determinação da influência de um tanque sobre o outro, através de seus respectivos dutos de comunicação.

Os parâmetros "R" do sistema são determinados experimentalmente, enquanto que o valor da capacitância dos tanques é determinado pela área da seção transversal do tanque, logo:

$$R_2 = \frac{\sqrt{H_2}}{k_2}, \quad (7)$$

$$R_{13} = \frac{(h_1 - h_3) \sqrt{H_1 - H_3}}{k_{13}}, \quad (8)$$

$$R_{23} = \frac{(h_3 - h_2) \sqrt{H_3 - H_2}}{k_{23}}. \quad (9)$$

As vazões podem ser descritas como:

$$\frac{x_1 - x_3}{R_{13}} = q_{13} \quad (10)$$

$$\frac{x_2 - x_3}{R_{32}} = q_{32} \quad (11)$$

$$\frac{x_2}{R_2} = q_o \quad (12)$$

Substituindo as equações linearizadas no modelo não-linear no Espaço de Estados, com $C=A$, tem-se na forma matricial o modelo linearizado:

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \dot{x}_2 \\ \dot{x}_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{CR_{13}} \\ 0 & -\frac{1}{C} \frac{R_2 + R_{32}}{R_2 R_{32}} & \frac{1}{CR_{32}} \\ -\frac{1}{CR_{13}} & -\frac{1}{CR_{32}} & -\frac{1}{C} \frac{R_{13} + R_{32}}{R_{13} R_{32}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{C} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u$$

$$[y] = [0 \quad 1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \quad (13)$$

2.3. Controle do Processo

A utilização de Controladores no Espaço de Estados permite utilizar todos os parâmetros e valores estimados pelo FKE, essa técnica de controle é mais dependente do projeto e do modelo matemático do processo, bem como erros de sensores.

A estrutura do controlador implementada no processo de nível e líquidos é mostrada na Figura-3.

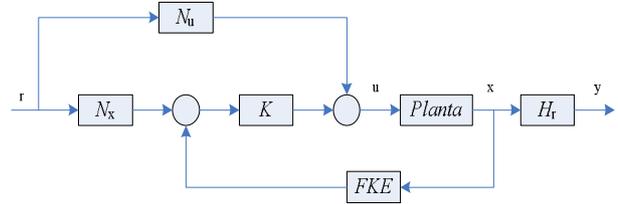


Figura-3 Diagrama do Controlador Implementado

O sinal de controle é influenciado pela dinâmica do controlador e pela dinâmica em regime permanente, com isso a lei de controle é definida por:

$$u(k) = KX_{ss} - Kx[t] + U_{ss} + K_i(y - r) \quad (14)$$

2.4. Aparato experimental

O Processo de Nível de Líquidos é controlado digitalmente por um microcomputador executando um aplicativo de controle em tempo real.

O executivo de tempo real utiliza o *chip* contador 8254, utilizando a interrupção gerada pelo 8259 para controlar o processo. A frequência do controle é de 10Hz, muito maior que a frequência de resposta do sistema que é da ordem de 0,01 Hz, logo pode-se projetar controladores como utilizando técnicas de controle contínuo.

O executivo de tempo real lê as informações de execução e escreve os resultados através da rede no Servidor WEB do LAVSI. Este procedimento de leitura e escrita é realizado em RAM Disk. A frequência de leitura e escrita é de 2Hz, como a resposta do sistema é lenta se comparada com o controle nem todos os dados são necessários para posterior análise. O armazenamento é posteriormente realizado em um banco de dados para futuras análises e documentação dos experimentos.

A arquitetura de comunicação entre os computadores é mostrada na Figura 4.

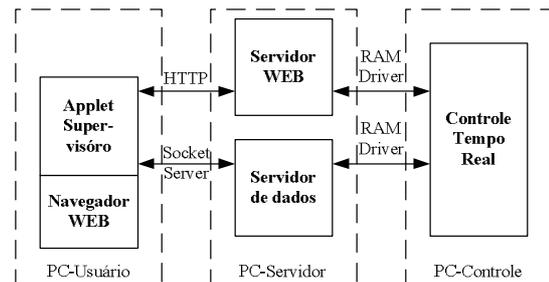


Figura-4 Comunicação entre os Computadores do LAVSI.

3. Filtro de Kalman Estendido

Uma das ferramentas de estimação mais utilizada em aplicações de campo é o filtro de Kalman (Kalman, 1960), que é um estimador ótimo recursivo para modelos lineares estocásticos em espaço de estados. Na sua derivação, algumas hipóteses são estabelecidas, tais como (i) incertezas de distribuição Gaussiana, (ii) o conhecimento exato do modelo, e (iii) a consistência estatística da estimativa inicial (Jazwinski, 1970). Quando todas as hipóteses são respeitadas, a convergência e a consistência na estimação são garantidas. Para sistemas não-lineares discretos, este estimador tem sido aplicado utilizando o modelo linearizado do processo, que é obtido em torno da estimativa precedente (fase de predição) ou em torno da estimativa predita (fase de correção), quando as observações são integradas para corrigir a estimativa predita de estado e sua matriz de covariâncias. Esta variante do estimador é conhecida como filtro de Kalman estendido (FKE). Entretanto, o FKE é um estimador sub-ótimo sem garantia de convergência.

Algumas técnicas de projeto e de ajuste têm sido usadas com o intuito de minimizar a possibilidade de divergência, fazendo do seu ajuste uma “arte” (Jazwinski, 1970).

3.1. Aplicação ao processo de nível de líquidos

Seja $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ x_3]^T$ e $\boldsymbol{\theta} = [k_2 \ k_{13} \ k_{32}]^T$ vetores representando as variáveis de estado e os parâmetros de interesse do modelo (5). A estimação recursiva e simultânea destas variáveis é feita considerando-se o seguinte modelo estendido para a evolução em tempo discreto dos estados:

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_k \\ \boldsymbol{\theta}_k \end{bmatrix} = \mathbf{F}(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}) + \mathbf{w}_k, \quad (15)$$

no qual

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}) = \begin{bmatrix} \mathbf{f}_x(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_{k-1}) \\ \boldsymbol{\theta}_{k-1} \end{bmatrix}. \quad (16)$$

Neste modelo, \mathbf{z}_k é o vetor de estados estendido, $\mathbf{f}_x(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_{k-1})$ é a aproximação discreta de primeira ordem das equações (5), $\mathbf{w}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_k)$ é um ruído Gaussiano branco e k é o índice de tempo discreto. O processo \mathbf{w}_k modela as incertezas na evolução de \mathbf{x} e de $\boldsymbol{\theta}$, que incluem imperfeições de modelo. Entretanto, supor que \mathbf{w}_k é Gaussiano pode ser uma aproximação grosseira, principalmente quando se lida com modelos não lineares. Mas uma apropriada escolha de sua matriz de covariâncias \mathbf{Q}_k de modo que suas componentes modelam uma incerteza superior às incertezas intrínsecas do processo pode minimizar o risco de divergência de estimação (Jazwinski, 1970). Devido à dificuldade em determinar correlações entre as incertezas da evolução de \mathbf{x} e de $\boldsymbol{\theta}$, \mathbf{Q}_k é suposta uma matriz diagonal,

com os elementos da diagonal principal representando as variâncias dos ruídos gaussianos de evolução de cada variável de estado do modelo estendido.

De acordo com o formalismo do FKE, com a evolução no tempo do processo, são mantidas estimativas $\hat{\mathbf{z}}_k$ e de sua matriz de covariâncias $\hat{\mathbf{P}}_k$. Por meio de predição, $\hat{\mathbf{z}}_{k-1}$ e $\hat{\mathbf{P}}_{k-1}$ são propagadas ao instante k , resultando assim em $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ e $\hat{\mathbf{P}}_{k|k-1}$.

Quando observações são efetuadas sobre o processo físico, estas são usadas para corrigir as estimativas preditas. Para tanto, o seguinte modelo de medição é usado:

$$\mathbf{y}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \cdot \mathbf{z}_k + \mathbf{v}_k, \quad (17)$$

no qual $\mathbf{v}_k \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{R}_k)$ é um ruído branco de medição, suposto Gaussiano. A integração das medições é feita usando as fórmulas de atualização do FKE, resultando assim em estimativas $\hat{\mathbf{z}}_k$ e $\hat{\mathbf{P}}_k$.

Nota-se que o modelo de medição incorpora simultaneamente medições de nível dos três tanques. Estas medições são supostas independentes, o que é razoável dado o processo em questão, resultando em \mathbf{R}_k uma matriz diagonal. E mais, sendo as medições variáveis do modelo que são os níveis de cada tanque, fica mais fácil controlar a convergência de suas estimativas dadas pelas três primeiras componentes de $\hat{\mathbf{z}}_k$. De fato, estas estimativas podem divergir apenas se as componentes associadas do ruído de processo \mathbf{w}_k forem consideradas de variância muito pequena com relação ao ruído de medição \mathbf{v}_k . Isto torna mais fácil determinar as três primeiras componentes \mathbf{Q}_k . \mathbf{R}_k é relacionada à precisão e repetibilidade do sensor de nível, e pode ser determinada experimentalmente.

Por outro lado, determinar as componentes de \mathbf{Q}_k associadas aos parâmetros $\boldsymbol{\theta}_k$ não é uma tarefa fácil. Com um sistema real isto é ainda dificultado pelo fato do filtro empregar um modelo de processo (15) aproximado. Neste caso, a convergência de \mathbf{x}_k pode levar à divergência de $\boldsymbol{\theta}_k$, uma vez que erros de modelagem em (15) são propagados pelas correlações cruzadas estabelecidas pelo modelo.

4. Simulações

Nesta seção são apresentadas curvas de simulação, obtidas através de MATLAB C-mex *functions*, que ilustram características relevantes do FKE. Consideramos um sistema com parâmetros $k_2 = 10$, $k_{13} = 20$, $k_{32} = 30$ e $A = 150\text{cm}^2$. Deve ser observado que o parâmetro A não é utilizado na estimação. A condição inicial dos níveis foi $h_1 = h_2 = h_3 = 2$ cm. As medições efetuadas sobre os níveis foram perturbadas por um ruído Gaussiano com média nula e desvio padrão 0,5 cm.

Os parâmetros do estimador foram:

$$\hat{z}_0 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 14 \ 14 \ 21],$$

$$\hat{P}_0 = \text{diag}[1 \ 1 \ 1 \ 0,0 \ 25 \ 25 \ 25],$$

$$R_k = \text{diag}[0,25 \ 0,25 \ 0,25],$$

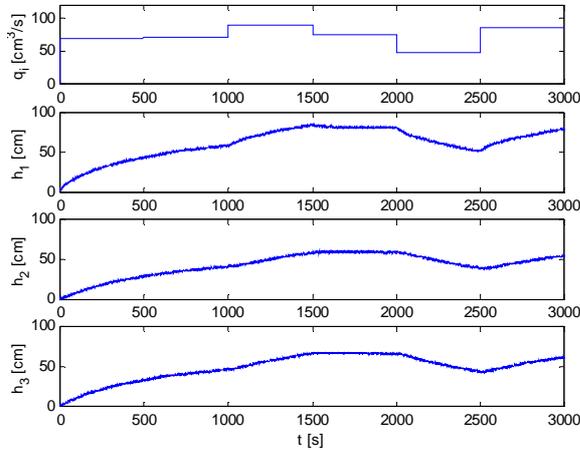
$$Q_k = \text{diag}[0,04 \ 0,04 \ 0,04 \ 0,0 \ 0,01 \ 0,01 \ 0,01].$$


Figura-5 Resultados de simulação: entrada q_1 e níveis.

Na simulação, em malha aberta, foi considerada uma entrada de vazão cujo valor é alterado aleatoriamente a cada 500s. Os resultados de simulação para a entrada de vazão no tanque 1 e os níveis calculados são apresentados na Figura 5. Na figura 6 são apresentadas as curvas de evolução dos parâmetros estimados pelo FKE.

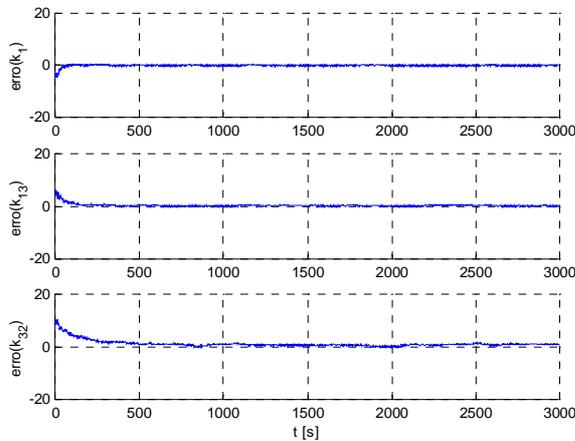


Figura-6 Resultados de simulação: estimativas dos parâmetros k_2 , k_{13} e k_{32} (curvas contínuas) e valores reais (curvas pontilhadas).

Para fins de comparação, estas curvas também contêm os valores reais dos parâmetros usados na execução do modelo. Pode-se perceber que a aproximação das estimativas na direção dos valores corretos se deu antes dos 500 s, ou seja, enquanto q_i se mantinha constante, mas os níveis ainda variavam. Também foi verificado que estas estimativas eram consistentes, ou seja, o erro de estimação se encontrava sempre dentro do intervalo de confiança $3\text{-}\sigma$. Neste momento, pode-se apenas afirmar que os parâmetros do processo regido pelo modelo (15),(16) podem ser estimados pelo FKE,

apesar de não terem sido investigadas condições de persistência de excitação ou análise de observabilidade. Entretanto, estes pontos estão fora do escopo deste trabalho.

As simulações a seguir mostram os resultados do FKE considerando também o travamento (*stick-slip*) do eixo do sensor. Percebe-se que as estimativas de K_{13} e de K_{32} são as mais afetadas, com esta última chegando a ser polarizada.

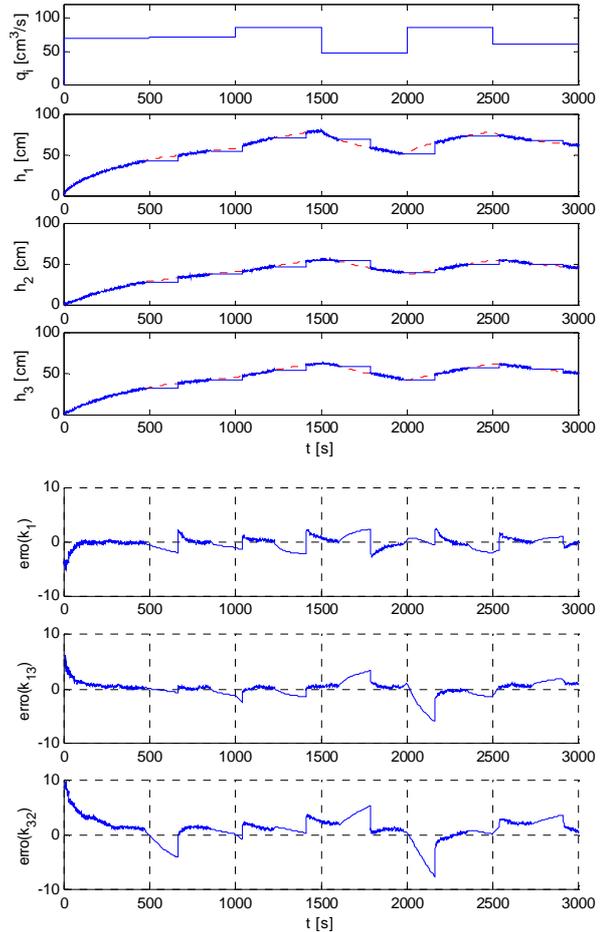


Figura -7 Simulação considerando atrito no eixo do sensor: entrada de vazão, estimativas do nível, e erro de estimação dos parâmetros k .

5. Resultados Experimentais

Para comprovar o método proposto foram feitos testes em laboratório. A seguir mostra-se a resposta do sistema real a um degrau de referência de 4 centímetros. O filtro de Kalman estendido estima os parâmetros que são utilizados por um controlador de espaço de estados sem canal integral. Na Figura 8 mostram-se os três níveis medidos nos tanques. A variável controlada segue a referência após aproximadamente 300s. Nota-se grande sobrepasso.

Na Figura 9 têm-se os valores para os níveis estimados pelo FKE. Observamos uma nítida redução do ruído. Na Figura 10 vê-se o sinal de controle e na Figura 11 mostram-se os valores dos parâmetros das válvulas estimados pelo FKE.

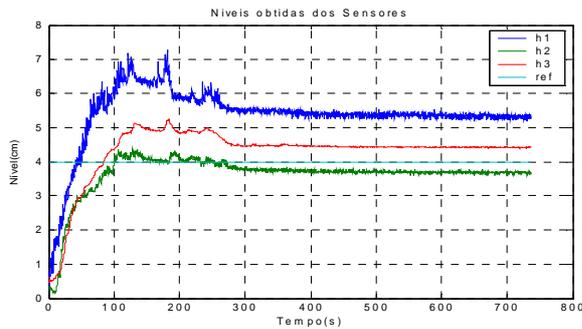


Figura 8 – Níveis fornecidos pelos três sensores de nível.

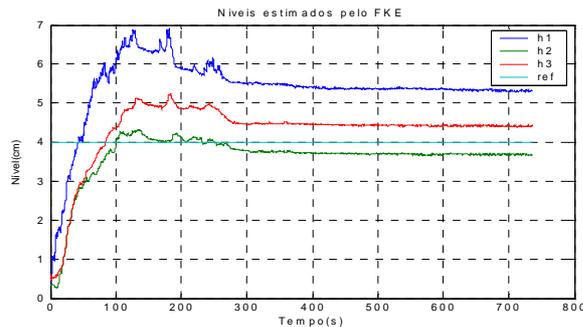


Figura 9 - Níveis estimados pelo FKE.

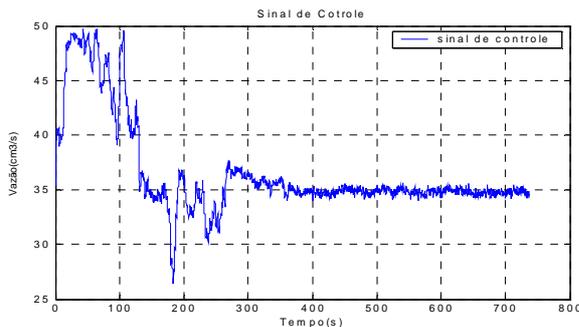


Figura 10 – Sinal de controle.

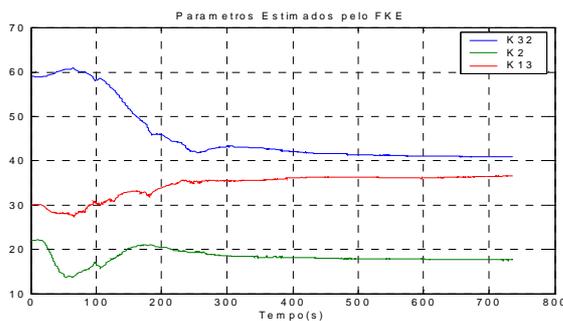


Figura 11 – Valores estimados pelo EKF para as válvulas.

6. Conclusão e Perspectivas

Constatou-se com este trabalho que processos físicos reais são muito mais complexos do que normalmente admitidos pelos modelos matemáticos tradicionais.

O FKE apresentou ótimos resultados, porém constatou-se que processo de nível de líquidos do LAVSI apresentou efeito *stick-slip* devido ao atrito da haste do sensor de nível. Como este efeito não estava previsto no modelo utilizado no filtro de Kalman houve certa discrepância na estimação dos

parâmetros. Quando a haste permanecia imóvel e a água sobe o filtro de Kalman estendido interpretou como se houvesse alteração na posição das válvulas.

Em termos de aplicação da teoria a sistemas reais, há que se conviver com os efeitos não-lineares inerentes a estes sistemas. Desta forma, em trabalhos futuros, pode-se investigar uma forma de identificar efeitos não-modelados pela diferença entre o modelo do filtro de Kalman estendido e os resultados obtidos do sistema real.

O erro em regime permanente observado pode ser facilmente eliminado através de um controlador no espaço de estados com canal integral.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao ENE/UnB e à FINATEC.

Referências Bibliográficas

- Aragones, J., Borges, G. A., Fournier, A. (2002). Accuracy Improvement for a Redundant Vehicle. *ISR'2002*, Stockholm, Sweden
- Bauchspiess, A. (1996) Servocontrole preditivo de manipuladores guiados por sensores. *CBA'96*, pp. 1715-1720
- Chui, C.K., Chen, G. (1999). Kalman Filtering with Real-Time Applications, 3rd Ed. Springer V.
- Doucet, A., de Freitas, N., Gordon, N. (2001). Sequential Monte Carlo Methods in Practice, Springer-Verlag
- Guimarães, B., Souza, A.S., Gosmann, H.L., Bauchspiess, A. (2002) Internet Based Remote Laboratory: The Level Control of Three Coupled Water Reservoirs. *ACCA'2002*, Santiago-Chile.
- Jabuonski Jr.R.E., Ferreira, L.V., Guimarães, B., Bauchspiess, A. (2003). Sistema de experimentação remota configurável de controle de nível de líquidos multivariável. *VI SBAI – Bauru-SP*
- Jazwinski, A. H. (1970) Stochastic Processes and Filtering Theory. Academic Press, Inc.
- Kalman, R. E. (1960) A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. In: *Transactions of the ASME, Series D*, 82:35-45.
- Leu, G., Baratti, R. (2000). An extended Kalman filtering approach with a criterion to set its tuning parameters; application to a catalytic reactor. *Comp. & Chem. Eng.* V. 23, 1839-1849.
- Ljung, L (1999) System Identification: Theory for the User. Prentice Hall, Second Edition., 1999.
- Luna Filho, F. M.; Bauchspiess, A., A; Gosmann, H.L. (2002) *Controle Fuzzy* para Sistema de Nível de Líquidos. *CBA'2002 - Natal-RN*.
- Williams, R. J. (1992). Training recurrent networks using the extended Kalman filter. *International Joint Conference on Neural Networks*, Vol. IV, Baltimore, MD, pp 241-246.