
CONTROLADORES AUTO-AJUSTÁVEIS

LINEAR E NÃO-LINEAR APLICADOS A UM PROCESSO

NÃO-LINEAR : ALGORITMOS E RESULTADOS

A. A. R. Coelho

Lab. de Controle e Sistemas - LACOS
Depto. de Eng. Elétrica - Univ. Fed. do Pará
CP 918 - 66000 - Belém - PA

F. J. Gomes

Fac. de Engenharia
Univ. Federal de Juiz de Fora
CP 422 - 36001 - Juiz de Fora - MG

W. C. Amaral
A. Yamakami

DCA / DT - Fac. Eng. Elétrica - FEE/UNICAMP
CP 6101 - 13081 - Campinas - SP

Resumo - Neste trabalho analisa-se o desempenho de controladores auto-ajustáveis linear e não-linear aplicados á uma coluna de destilação binária de alta pureza, simulada em computador digital através de um modelo não-linear de ordem completa. Uma nova técnica para anular o erro de regime no controlador auto-ajustável linear é proposta. Mostra-se que para os controladores apresentarem um desempenho adequado são necessárias alterações no algoritmo de estimação tais como reinicialização da matriz de covariância e filtragem nos parâmetros e referência. Para análise do comportamento dos controladores a coluna foi submetida a variações na referência e na carga e os resultados indicam que os controladores, apesar das características não-lineares e variantes no tempo do processo, adaptam-se bem a estas condições.

Abstract - The evaluation of linear and nonlinear self-tuning controllers applied to a high purity binary distillation column has been investigated through digital simulation. A new approach for eliminating the steady-state error in linear self-tuning algorithm is introduced. For a good setpoint tracking and disturbance rejection some modifications on the controllers estimation algorithm, such as covariance matrix resetting and parameters filtering were used. The results indicated that the controllers, despite the nonlinear and time varying process characteristics, adapt themselves well to these conditions.

1. INTRODUÇÃO

O estabelecimento de malhas de controle (servo e de regulação) adequadas a um dado processo envolve várias e diversificadas estratégias que variam conforme suas características. Se o processo apresenta um comportamento linear ou próximo, todos os ferramentais matemático e de controle desenvolvidos e já plenamente consolidados para sistemas lineares oferecem ao projetista uma adequada infraestrutura que facilita o alcance dos objetivos pretendidos. Quando, porém, o processo apresenta características complexas (não-linearidades, atrasos, perturbações estocásticas e/ou determinísticas) o procedimento a adotar torna-se mais elaborado. Caso não estejam previstas alterações significativas nas condições operacionais do processo, a linearização em torno do ponto de operação pode se revelar uma estratégia plenamente aceitável. Entretanto, podem ocorrer mudanças imprevistas não só no processo, mas também nas condições gerais de seu funcionamento. Esta nova situação, completamente diversa daquela para a qual o controle foi ajustado, impõe a necessidade de uma nova sintonia nos parâmetros da lei de controle, procedimento por vezes dispendioso e demorado. Para estas situações uma opção amplamente divulgada é a aplicação de controladores adaptativos, ou seja, aqueles que ajustam automaticamente suas características para corrigir mudanças ocorridas no processo ou em suas

condições de operação (Åström - 1987). Controladores adaptativos podem ser projetados segundo critérios diversos, sendo os mais comuns o controle auto-ajustável, modelo de referência e programação de ganhos.

O grande interesse despertado por estes controladores, além da simplicidade de implementação, reside no fato dos mesmos serem aplicados a processos com características bastante diversas (parâmetros desconhecidos, atrasos, dinâmica variante, perturbações estocásticas). A partir da década de setenta, os controladores adaptativos têm sido aplicados, em suas diversas formas, nos mais variados processos fornecendo excelentes resultados (Seborg e outros - 1986). Entre estas aplicações destaca-se a utilização de controladores auto-ajustáveis ("self-tuning controllers") no controle de colunas de destilação.

Colunas de destilação constituem um dos mais conhecidos desafios ao engenheiro de controle. Seu caráter multivariável, comportamento altamente não-linear, atrasos distintos e diferentes dinâmicas caracterizam-na como um excelente processo para aplicação das mais variadas concepções de controle. Em virtude das características complexas e não-lineares desta classe de processo o emprego de técnicas adaptativas torna-se atraente, visto que a utilização de procedimentos convencionais no projeto de controladores (mesmo em concepções utilizando realimentação, controle antecipativo e antecipativo com realimentação) nem sempre se revelam eficazes para acomodar variações de carga e referência (Wood e Pacey - 1972).

A aplicação de controladores adaptativos em colunas de destilação foi inicialmente realizada por Sastry e outros - 1977. Desde então existem diversas aplicações na literatura, para colunas de baixa e moderada pureza, envolvendo algoritmos monovariáveis e multivariáveis (Morris e outros - 1982; Seborg e outros - 1986), bem como a utilização de novas técnicas para tratamento das não-linearidades deste processo (Agarwal e Seborg - 1987).

Dentre as colunas de destilação, contudo, existe uma classe que apresenta problemas específicos: as colunas de destilação para obtenção de compostos de alta pureza. Esta classe de processo é caracterizada por um comportamento extremamente não-linear, que se acentua a medida que aumenta a pureza do produto a ser obtido. Se, adicionalmente, os compostos apresentarem alta volatilidade relativa, os problemas tendem a aumentar com o aparecimento do fenômeno de ciclo-limite (Luyben - 1971).

O presente trabalho propõe técnicas de modelagem e de controle adaptativo para uma coluna de destilação de alta pureza. É analisado o desempenho da coluna quando controlada por diferentes algoritmos adaptativos e submetida a variações de referência e carga.

O artigo está organizado como segue. Na seção 2 descreve-se o processo de destilação visando obter modelos matemáticos que representem adequadamente seu comportamento; na seção 3 são apresentados os algoritmos de controle adaptativos que utilizam modelos lineares e não-lineares e finalmente na seção 4 são discutidos os resultados obtidos utilizando-se estes algoritmos.

2. MODELO UTILIZADO

A coluna de destilação a ser controlada tem 27 estágios, condensador parcial, alimentada por uma mistura binária de SiHCl_3 - SiCl_4 (triclorosilano - tetracloreto de silício) com vazão total de 10000,00 moles/hora, contendo 0,80 em fração molar do componente mais volátil, SiHCl_3 . A coluna possui taxa de refluxo (R/D) igual a 1,5, balanço de massa (D/F) igual a 0,80 e balanço energético (V/F) igual a 2,5. Nestas condições operacionais a pureza do destilado estabilizou-se em 0,9995 em fração molar e o produto na base, não controlado, alcançou um valor de 0,9993 em fração molar.

O modelo da coluna, de ordem completa, envolve, para cada estágio, um rigoroso balanço de massa e energia, bem como relações de soma e equilíbrio (Gomes e Yamakami - 1988). Os balanços de massa e energia, para um estágio n e o i -ésimo composto são dados por

$$\dot{x}_{n,i}U_n = V_{n-1}(y_{n-1,i} - x_{n,i}) + L_{n+1}(x_{n+1,i} - x_{n,i}) - V_n(y_{n,i} - x_{n,i})$$

$$\dot{U}_n = L_{n+1} - L_n + V_{n-1} - V_n$$

$$\overline{U}_n h_n = L_{n+1} h_{n+1} - L_n h_n + V_{n-1} H_{n-1} - V_n H_n$$

onde U , V e L representam as retenções e vazões de vapor e líquido, descritos em unidades molar; x , h , y e H representam, respectivamente, as frações molares dos compostos e entalpias em fase líquida e vapor. Para os estágios de alimentação, topo e base da coluna são considerados os termos adicionais relativos a inserção e retirada de material no processo. Dadas as condições operacionais de alta pureza do processo, foram também consideradas as influências das variações da temperatura e pressão nas propriedades físicas dos compostos (densidade, capacidade calorífica e calor de vaporização). As relações de soma dos compostos e equilíbrio entre fases são calculadas, para o n -ésimo estágio, através de,

$$\sum_i x_i = 1, \quad \sum_i y_i = 1 \quad \text{e} \quad y_i = \frac{\dot{P}_i \gamma_i x_i}{P}$$

com \dot{P}_i representando a pressão de vapor do componente i , dada pela equação de Antoine, P a pressão do estágio e γ_i o coeficiente de atividade, calculado pelas equações de van Laar (Van Winkle - 1967).

A solução das equações diferenciais representativas da dinâmica da coluna foi obtida através do método de Runge-Kutta de quarta ordem explícito e controle local de erro. Problemas numéricos relacionados com a rigidez numérica ("stiffness") do processo foram evitados utilizando-se um intervalo de integração reduzido, da ordem de dois segundos.

Dado o grande número de variáveis de estado envolvidas e o caráter não-linear das equações diferenciais que representam o modelo de ordem completa, não é recomendável que as mesmas sejam utilizadas diretamente na elaboração da lei de controle. O procedimento usual neste caso, para a implementação dos algoritmos de controle,

consiste em representar o processo por um modelo de ordem reduzida contínuo ou discreto, dependendo da configuração do controle. Para a implementação dos algoritmos auto-ajustáveis obteve-se : i) um modelo linear discreto de ordem reduzida , tratando as não-linearidades como não-estacionariedade dos parâmetros do modelo ii) um modelo não-linear discreto simplificado que, além da não-estacionariedade dos parâmetros, incorporou não-linearidades do processo.

2.1. Modelo Reduzido Linear

As leis de controle linear utilizam como modelo reduzido uma função de transferência de segunda ordem (Kim e Friedley - 1974). Estes autores mostram que, partindo-se dos autovalores λ_i das equações linearizadas de colunas de destilação com N estágios, as constantes de tempo do processo, expressas como $-1/\lambda_i$, quando N é muito grande, tendem aos seguintes valores

$$\begin{aligned} \frac{-1}{\lambda_i} &\rightarrow \left(\frac{N+1}{\pi}\right)^2 \\ \frac{\lambda_1}{\lambda_2} &\rightarrow \frac{1}{4} \\ \sum_{j=1}^N \frac{\lambda_1}{\lambda_j} &\rightarrow \frac{\pi^2}{6} \end{aligned}$$

As relações acima, com dois autovalores dominantes (λ_1 e λ_2) mostram que o processo pode ser adequadamente aproximado pela função de transferência da forma

$$G_p(s) = \frac{\exp(-T_d s)}{(1 + T_1 s)(1 + T_2 s)} \quad (1)$$

com

$$T_1 = \frac{-1}{\lambda_1}, \quad T_2 = \frac{-1}{\lambda_2} T_d = \sum_{j=3}^N \left(\frac{-1}{\lambda_j}\right)$$

constantes estas obtidas, por exemplo, a partir do método dos momentos (Kim e Friedley - 1974). Considerando a discretização do modelo (1) e perturbações atuando no processo obteve-se a seguinte equação a diferença,

$$\begin{aligned} y(t) &= a_1 y(t-1) + a_2 y(t-2) + b_1 u(t-k) + \\ &+ b_2 u(t-k-1) + b_3 u(t-k-2) + e(t) \end{aligned} \quad (2)$$

ou

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t-k) + e(t) \quad (3)$$

onde a_i, b_i são os parâmetros do modelo ; $y(t), u(t)$ são desvios do valor médio da saída do processo (temperatura do estágio de referência) e variável de controle (energia fornecida ao refeedor); $e(t)$ é uma sequência do tipo $N(0, \sigma_e^2)$; k um inteiro real satisfazendo a relação,

$$(k-1)T_s \leq T_d \leq kT_s \quad (4)$$

sendo T_s o período de amostragem; T_d o atraso do processo e com a convenção de que qualquer polinômio $M(z^{-1})$ utiliza a seguinte notação

$$\begin{aligned} M(z^{-1}) &= m_0 + m_1 z^{-1} + \dots + m_{nm} z^{-nm} \\ M(1) &= \sum_{i=0}^{nm} m_i \end{aligned}$$

com z^{-1} representando o operador atraso.

2.2. Modelo Reduzido Não-Linear

Para implementação do algoritmo auto-ajustável não-linear foi utilizado um modelo não-linear reduzido sugerido por Agarwal e Seborg - 1988 , que o aplicaram em uma coluna com sete estágios e composição do destilado igual a 0,93 em fração molar, cuja formulação contínua é

$$T(y)\dot{y}(t) = -y(t) + K(y)u(t - T_d) + e(t) \quad (5)$$

onde $y(t), u(t), T_d$ e $e(t)$ têm o mesmo significado anterior e T representa a constante de tempo do processo. O termo não-linear $K(y)$ representa o ganho do processo em regime para a malha considerada, ou seja, a influência de perturbações da variável de controle no comportamento da variável controlada. Para utilização deste modelo foi necessário o levantamento de $K(y)$ da coluna de alta pureza, obtido a partir do cálculo de diferentes pontos de operação em regime. A figura 1 mostra a relação entre as variáveis controlada (temperatura do estágio 11 graus centígrados - °C) e de controle (energia fornecida pelo refeedor, megacaloria por hora - Mcal/h) para diferentes situações de regime da coluna utilizada neste trabalho. A partir de (5) um modelo reduzido não-linear discreto estocástico pode ser representado por

$$\begin{aligned} y(t) &= a_1 y(t-1) + b_1 u(t-k) + \\ &+ b_2 K[y(t-1)] u(t-k) + b_3 u(t-k-1) + \\ &+ b_4 K[y(t-1)] u(t-k-1) + e(t) \end{aligned} \quad (6)$$

ou

$$A(z^{-1})y(t) = \sum_{i=1}^4 b_i u^{r_i}(t-k) Y_i(t-1) + e(t) \quad (7)$$

onde

$$Y_i(t-1) \equiv f_i^* [y(t-1), u(t-k-1)] , \quad i = 1, \dots, 4$$

A escolha do modelo linear de segunda ordem (equação 2) e o modelo não-linear de primeira ordem (equação 6) assegura um mesmo número de parâmetros a estimar para os algoritmos auto-ajustáveis linear e não-linear. Para análise do desempenho dos algoritmos de controle um modelo não-linear de segunda ordem foi também utilizado na implementação do algoritmo de controle adaptativo não-linear.

3. CONTROLADORES AUTO-AJUSTÁVEIS

Para implementação dos diversos algoritmos foi utilizada uma malha de controle do tipo V/F clássico, onde as variáveis dependentes (composição do destilado, nível do tanque de refluxo e da base) são controladas pela energia fornecida ao refeedor, vazão do destilado e vazão na base, respectivamente. O valor da variável de saída utilizada para o controle do destilado é fornecido pela temperatura do estágio número 11 da coluna, sendo esta a malha principal do processo e onde serão implementados os algoritmos. As demais malhas estão relacionadas com o balanço de massa do processo, não interferindo diretamente na composição do destilado, conforme apresentado na figura 2.

O controlador auto-ajustável pode ser obtido através de dois procedimentos: indireto ou direto. O primeiro caso combina um estimador recursivo para obter os parâmetros do modelo do processo a partir dos dados de entrada e saída, e um procedimento de projeto da lei de controle de realimentação (figura 3.a). O segundo caso utiliza um estimador recursivo para obter diretamente os parâmetros da lei de controle de realimentação a partir dos dados de entrada e saída do processo (figura 3.b). O algoritmo não-linear está baseado no procedimento indireto enquanto que o linear utiliza o procedimento direto.

3.1. Algoritmo Linear

Os algoritmos auto-ajustáveis (linear, linear ponderado e não-linear, que serão apresentados a seguir) foram obtidos a partir da minimização da função custo descrita pela equação (8)

$$J = E \left\{ [\Delta y(t+k) - \Lambda y_r(t)]^2 + [\Gamma u(t)]^2 / I_t \right\} \quad (8)$$

onde $y(t)$ e $u(t)$ são como definidos anteriormente; $y_r(t)$ é o desvio em relação à referência (temperatura); Δ , Λ e $\Gamma = \gamma_0 - \gamma_1 z^{-1}$ são parâmetros de sintonia especificados pelo usuário e I_t representa o conjunto de medidas disponível até o instante t .

A lei de controle é obtida minimizando-se o critério (equação 8) em relação a $u(t)$ satisfazendo o modelo do processo (equação 2). Esta minimização resulta na lei de controle descrita pela equação (9) (Favier e Hassani - 1982)

$$u(t) = \frac{\Delta \Lambda n_0 y_r(t) - \beta}{\Gamma^2 + n_0^2 \Delta^2} \quad (9)$$

onde

$$\beta = n_0 \Delta^2 [\ell_0 y(t) + \ell_1 y(t-1) + n_1 u(t-1) + n_2 u(t-2)]$$

Os parâmetros dos polinômios $N(z^{-1})$ e $L(z^{-1})$, utilizados na equação (9), são estimados através do seguinte modelo

$$y(t) = \ell_0 y(t-k) + \ell_1 y(t-k-1) + n_0 u(t-k) + n_1 u(t-k-1) + n_2 u(t-k-2) + \epsilon(t) \quad (10)$$

com

$$L(z^{-1}) = G(z^{-1}), \quad \ell_0 = g_0 \quad (11)$$

$$N(z^{-1}) = F(z^{-1})B(z^{-1}), \quad n_0 = b_0 \quad (12)$$

e $F(z^{-1})$ e $G(z^{-1})$ soluções da seguinte equação polinomial

$$1 = F(z^{-1})A(z^{-1}) + z^{-k}G(z^{-1}) \quad (13)$$

sendo os polinômios de ordem: $nf = k-1$, $ng = n\ell = na-1$ e $nn = nb+k-1$.

3.2. Algoritmo Linear Ponderado

Para eliminar o erro de regime entre a saída e a referência utiliza-se, normalmente, um integrador na ponderação do controle na função custo, ou seja, $\gamma_0 = \gamma_1 \neq 0$ (auto-ajustável com integrador, Clarke e Gawthrop - 1975). Um novo procedimento para obtenção do erro de regime nulo (auto-ajustável ponderado, Coelho e outros - 1988) consiste em se fazer o ganho em regime do sistema em malha fechada unitário, de modo que a ponderação do sinal de referência (Λ) é ajustada a cada intervalo de amostragem. Esta ponderação é calculada utilizando-se os parâmetros de sintonia Γ e Δ como também os parâmetros dos polinômios $L(z^{-1})$ e $N(z^{-1})$. Aplicando a lei de controle definida na equação (9) no modelo descrito pela equação (3), a saída do sistema em malha fechada é

$$y(t) = T_1(z^{-1})T_2(z^{-1})y_r(t) + T_3(z^{-1})e(t) \quad (14)$$

onde

$$T_1^{-1}(z^{-1}) = A(z^{-1}) + \frac{z^{-k}b_0\Delta^2 B(z^{-1})L(z^{-1})}{\Gamma^2 + b_0\Delta^2 N(z^{-1})}$$

$$T_2(z^{-1}) = \frac{z^{-k}b_0\Delta\Lambda B(z^{-1})}{\Gamma^2 + b_0\Delta^2 N(z^{-1})}$$

$$T_3(z^{-1}) = T_1(z^{-1})$$

A partir da equação (14) o erro de regime nulo é obtido se $T_1(1)T_2(1) = 1$. Logo,

$$\Lambda = \frac{A(1)}{B(1)[\Gamma^2 + b_0\Delta^2 N(1)]^{-1} b_0 \Delta} + \Delta L(1) \quad (15)$$

O cálculo da ponderação da referência como função dos parâmetros estimados referentes ao modelo (10) pode ser obtido reescrevendo-se a equação (15) com a utilização das equações (11), (12) e (13) fornecendo,

$$\Lambda = \frac{\Gamma^2 [1 - L(1)]}{\Delta n_0 N(1)} + \Delta \quad (16)$$

O algoritmo para o cálculo do controlador auto-ajustável linear e linear ponderado pode ser sumarizado como segue:

- i) Estimar os parâmetros dos polinômios $N(z^{-1})$ e $L(z^{-1})$ utilizando o algoritmo dos mínimos quadrados recursivo através do modelo

$$y(t) = \phi^T(t-k)\theta + \epsilon(t)$$

onde

$$\phi^T(t-k) = \begin{bmatrix} y(t-k) & y(t-k-1) & u(t-k) & \dots \\ \dots & u(t-k-1) & u(t-k-2) & \dots \end{bmatrix}$$

$$\theta^T = [\ell_0 \quad \ell_1 \quad n_0 \quad n_1 \quad n_2]$$

ii) Se

- linear: fornecer $\gamma_0 \neq 0, \gamma_1 = 0$
- linear com integrador: fornecer $\gamma_0 = \gamma_1 \neq 0$
- linear ponderado: calcular a ponderação do sinal de referência pela equação (16)

iii) Obter o controle através da equação (9)

iv) Aplicar o controle $u(t)$ calculado no passo (iii) e repetir os passos (i) até (iv) para cada período de amostragem.

3.3. Algoritmo Não-Linear

A lei de controle para o algoritmo não-linear está baseada no trabalho de Agarwal e Seborg - 1987 sendo similar ao procedimento do regulador auto-ajustável de Bayoumi e outros - 1981. Para isto reescreve-se a equação (13) como

$$1 = A(z^{-1}) + z^{-1}G(z^{-1}) \quad (17)$$

que juntamente com a equação do modelo (7) fornece o preditor de k passos a frente dado por

$$y^*(t+k/t) = G(z^{-1})y(t+k-1) + \sum_{i=1}^4 b_i u^{r_i}(t) Y_i(t+k-1) \quad (18)$$

Substituindo-se y e Y_i por suas estimativas \hat{y} e \hat{Y}_i baseadas no instante t , tem-se

$$y^*(t+k/t) = G(z^{-1})\hat{y}(t+k-1) + \sum_{i=1}^4 b_i u^{r_i}(t) \hat{Y}_i(t+k-1) \quad (19)$$

onde \hat{Y}_i é obtido a partir de \hat{y} exatamente como Y_i é obtido de y_i , e $\hat{y}(j) = y(j)$ para $j \leq t$. Então os valores futuros de \hat{y} podem ser calculados recursivamente pela substituição de t por $t+j$ na parte determinística da equação (6), ou seja

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+j) &= a_1 \hat{y}(t+j-1) + b_1 u(t+j-k) + \\ &+ b_2 K [\hat{y}(t+j-1)] u(t+j-k) + b_3 u(t+j-k-1) + \\ &+ b_4 K [\hat{y}(t+j-1)] u(t+j-k-1) \end{aligned} \quad (20)$$

$$j = 1, 2, \dots, k-1$$

Com a utilização da equação (19) a lei de controle, incorporando um integrador para anulação do erro de regime, é obtida minimizando-se a equação (8) em relação a $u(t)$ fornecendo

$$u(t) = \frac{\Gamma u(t-1) - \sigma \rho}{\Gamma + \rho^2} \quad (21)$$

onde

$$\rho = b_1 + b_2 K [\hat{y}(t+k-1)]$$

$$\begin{aligned} \sigma &= a_1 \hat{y}(t+k-1) + b_3 u(t-1) + \\ &+ b_4 K [\hat{y}(t+k-1)] u(t-1) - \Lambda y_r(t) \end{aligned}$$

O procedimento para o cálculo do controlador auto-ajustável não-linear é:

- i) Estimar os parâmetros do modelo (6) pela equação dos mínimos quadrados recursivo através do modelo

$$y(t) = \phi^T(t-1)\theta + e(t)$$

$$\phi^T = \begin{bmatrix} y(t-1) & u(t-k) & K[y(t-1)]u(t-k) & \dots \\ \dots & u(t-k-1) & K[y(t-1)]u(t-k-1) & \dots \end{bmatrix}$$

$$\theta^T = [a_1 \quad b_1 \quad b_2 \quad b_3 \quad b_4]$$

ii) Calcular as previsões $\hat{y}(t+j)$ pela equação (20)

iii) Calcular o controle através da equação (21)

iv) Aplicar o controle $u(t)$ calculado no passo (iii) e repetir os passos (i) até (iv) para cada período de amostragem.

4. RESULTADOS DE SIMULAÇÃO

Nesta seção analisa-se o desempenho dos algoritmos adaptativos apresentados. Inicialmente determina-se o atraso da malha de controle. Para tal o processo é excitado, em malha aberta, através da variação em degrau no sinal de controle e monitorando-se o comportamento da variável controlada. Os resultados forneceram um atraso de transporte de 1,5 minutos. O tempo de amostragem foi de 1,2 minutos, valor este igual a 1/10 da constante de tempo natural do processo, e conseqüentemente tem-se um valor de k igual a 2.

Para estimação dos parâmetros das leis de controle, inicializados com valores nulos, o processo foi submetido a uma perturbação binária pseudo-aleatória de $\pm 12,5\%$ na vazão nominal do refluxo durante 1 hora. Neste período o controlador auto-ajustável manteve-se inoperante, com o controle sendo calculado mediante um algoritmo PI convencional. Durante este período a coluna foi submetida ainda a uma mudança de carga igual a $+2,5\%$ da vazão nominal da alimentação durante 20 minutos. Nesta fase o algoritmo de estimação, fatorado segundo a técnica UD de Bierman (1977), foi inicializado com uma matriz de covariância $P_0 = 10^3 I$ e fator de esquecimento $\lambda = 0,995$. Os valores obtidos ao final desta simulação foram então utilizados para inicialização do estimador nas simulações subsequentes.

Com a convergência dos parâmetros estimados o traço da matriz de covariância (P) decresce significativamente, ficando o estimador incapaz de detectar não-estacionariedades e, conseqüentemente, degradando o desempenho do controle. Para se obter um estimador que rastreie variações no modelo utiliza-se o procedimento de reinicializar a matriz $P = P_0$ sempre que o erro na estimação ultrapassar um limiar pré-estabelecido (no caso, $0,08^\circ C$).

Esta técnica, contudo, pode acarretar variações excessivas nos parâmetros estimados após a reinicialização da matriz de covariância e degradar o desempenho do sistema. Para evitar esta degradação utilizou-se na lei de controle, durante este transitório, os parâmetros estimados antes da reinicialização da matriz P .

Para obtenção da lei de controle utilizou-se também um filtro de primeira ordem nos parâmetros estimados e no valor da referência. Os valores de sintonia para o controlador linear foram $P_0 = 10$, $\Gamma = 0,1$, $\Delta = \Lambda = 1$ e $\lambda = 0,995$; para o linear ponderado utilizou-se a mesma sintonia porém com Λ ajustado conforme equação (12) e para o não-linear $P_0 = 10$, $\Gamma = 0,01$, $\Delta = \Lambda = 1$, $\lambda = 0,995$.

O desempenho dos algoritmos foi testado através da introdução de diferentes perturbações em degrau no processo, tanto de carga como de referência. Alguns dos resultados são ilustrados a seguir. A figura 4 mostra a variação da composição do destilado com a coluna submetida a uma variação de carga seguida por uma variação da referência: a vazão de alimentação foi alterada em +10% (12 a 48 minutos), retornando então ao valor de regime, seguida logo após de uma variação de +10% na temperatura de referência (108 a 168 minutos) (caso 1). Pode-se verificar o comportamento superior apresentado pelo controlador não-linear (menor oscilação) quando comparado ao linear ponderado e ao PI discreto convencional baseado em Isermann - 1981 ($K = 1,12$ e $T_i = 0,02$). O desvio observado na composição do destilado deve-se ao fato que uma mudança de carga no processo altera o perfil de temperatura da coluna e não constitui uma deficiência dos algoritmos. Este problema é contornado na prática mediante um super-dimensionamento da coluna ou da taxa de refluxo.

O comportamento da variável de controle e da temperatura do estágio de referência para o controlador não-linear e o linear ponderado, devido a uma alteração de carga igual a +10% (12 a 48 minutos) seguida de outra de +5% (108 a 168 minutos) (caso 2) é mostrado na figura 5. Fica claramente evidenciado um comportamento mais oscilatório e degradado para o controlador linear, tanto para o sinal de controle como para o comportamento regulador em relação à referência quando comparado com os resultados obtidos com o controlador não-linear.

Uma nova sintonia para o controlador não-linear com $\Delta(z^{-1}) = 1 - 0,5z^{-1}$, $\Lambda = 0,5$ e $\Gamma = 0,01$ foi utilizada e o processo perturbado analogamente ao descrito no caso 1. Pode-se verificar que a lei de controle, para o algoritmo não-linear, apresentou um comportamento superior ao obtido com a sintonia anterior, com um decréscimo nos valores de pico e um comportamento menos oscilatório (figura 6).

A figura 7 mostra o desempenho obtido utilizando-se o algoritmo linear ponderado e o algoritmo linear com integrador na ponderação da variável de controle para uma alteração da referência de +10% (108 a 168 minutos). Pode-se observar o melhor comportamento e rastreamento da referência apresentado pelo algoritmo linear ponderado, bem como as variações do Λ adaptativo visando a eliminação de erro de regime.

Os resultados obtidos utilizando-se um modelo de segunda ordem para o controlador não-linear, para a mesma situação descrita no caso 2, são mostrados na figura 8. Pode-se observar que não ocorreram melhorias significativas tanto para a lei de controle como para o comportamento servo relativas ao modelo de primeira ordem.

Estes resultados e outros simulados alternando variações de carga e referência confirmaram a tendência geral observada nos resultados acima citados: o algoritmo não-linear apresentou desempenho superior relativo aos algoritmos linear e linear ponderado, enquanto este último revelou-se superior ao linear, para a coluna de alta pureza analisada.

5. CONCLUSÃO

A dinâmica de um processo altamente não-linear foi simulada em computador digital e o desempenho dos algoritmos de controle auto-ajustáveis linear, linear ponderado e não-linear analisados para eliminar perturbações de carga e rastrear mudanças de referência no processo. Como os parâmetros estimados são utilizados diretamente no cálculo da lei de controle, ignorando o fato que os mesmos não são exatos (princípio da equivalência certa) e devido ao caráter não-linear e variante do processo, algumas modificações no estimador dos mínimos quadrados recursivo fatorizado foram realizadas para assegurar um controle preciso e estável. As seguintes modificações foram introduzidas: i) reinicialização da matriz de covariância, ii) "congelamento" dos parâmetros e, iii) filtragem dos parâmetros e referência.

Verificou-se que o algoritmo não-linear, embora incorporando características do processo numa forma bastante simplificada, teve comportamento superior ao algoritmo linear e linear ponderado. Este, por sua vez, apresentou um melhor desempenho que o algoritmo linear com integrador para eliminar perturbações de carga e rastreamento de variações na referência.

Verificou-se ainda que, para a malha de controle considerada, a utilização de um modelo não-linear de primeira ordem satisfaz plenamente, apresentando um desempenho semelhante ao de segunda ordem, com a vantagem de estimar um menor número de parâmetros para elaboração da lei de controle.

Em virtude das características do modelo reduzido não-linear, que exige o levantamento das não-linearidades do processo, a implementação do algoritmo não-linear revelou-se um pouco mais complexa, comparada ao linear e linear ponderado que utilizam funções de transferência convencionais.

6. REFERÊNCIAS

- AGARWALL, M. and SEBORG, D.E. (1987), Self-Tuning Controllers for Nonlinear Systems, *Automatica*, 23, 209.
- AGARWALL, M. and SEBORG, D.E. (1988), Nonlinear Self-Tuning Control of a Pilot-Scale Distillation Column, Proc. of 8th IFAC Symp. on Identif. on Syst. Param. Estimation, China.
- ÅSTRÖM, K.J. (1987), Adaptive Feedback Control, Proc. of IEEE, 75, 2, 185.
- BAYOUMI, M.M.; WONG, K.Y. and EL-BAGOURY, M.A. (1981), A Self-Tuning Regulator for Multivariable Systems, *Automatica*, 17, 575.
- BIERMAN, G.J. (1977), Factorization Methods for Discrete Sequential Estimation, Academic Press, New York.
- CLARKE, D.W. and GAWTHROP, P.J. (1975), Self-Tuning Controller, Proc. IEE, 122, 929.
- COELHO, A.A.R.; AMARAL, W.C. and FAVIER, G. (1988), A Multivariable Generalized Minimum Variance Controller with Zero Steady-State Error, 26th Annual Allerton Conf. on Communic., Control and Computing, Illinois, USA.
- FAVIER, G. and HASSANI, M. (1982), Multivariable Self-Tuning Controllers Based on Generalized Minimum Variance Strategy, Proc. of 21th IEEE CDC, Orlando, USA.
- GOMES, F.J. e YAMAKAMI, A. (1988), Relatório Interno UNICAMP 011/88.
- ISERMANN, R. (1981), Digital Control Systems, Springer-Verlag.
- KIM, C. and FRIEDLEY, J.C. (1974), Approximate Dynamic Modeling of Large Staged Systems, Ind. Eng. Chem. Process Des. Develop., 13, 2, 177.
- LUYBEN, W. (1971), Control of a Distillation Column with a Sharp Temperature Profile, *AIChE Journal*, 17, 3, 713.
- MORRIS, A.J.; NAZER, Y. and WOOD, R.K. (1982), Multivariable Self-Tuning Process Control, *Opt. Cont. Applic. & Methods*, 3, 363.
- SASTRY, V.A.; SEBORG, D.E. and WOOD, R.K. (1977), Self-Tuning Regulator Applied to a Binary Distillation Column, *Automatica*, 13, 417.
- SEBORG, D.E.; EDGAR, T.F. and SHAH, S.L. (1986), Adaptive Control Strategies for Process Control: A Survey, *AIChE Journal*, 32, 6.
- VAN WINKLE, M. (1967), *Distillation*, McGraw-Hill, New York.
- WOOD, R.K. and PACEY, W.C. (1972), A Feedback, Feedforward and Combined Feedback-Feedforward Controller for a Distillation Column, *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 50, 376.

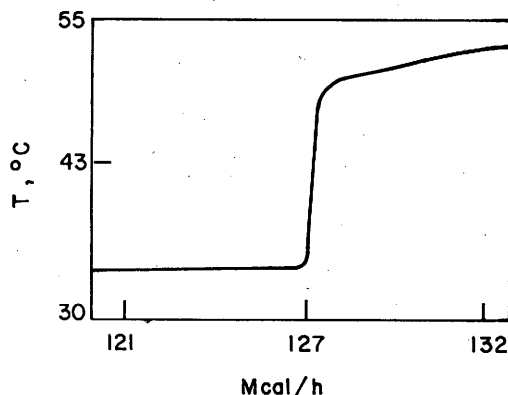
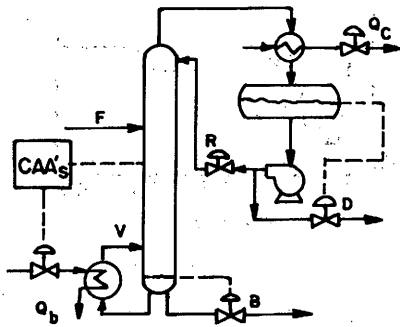


Figura 1 - Função não-linear $K(y)$



F - alimentação, moles/h
 V - vazão de vapor, moles/h
 R - taxa de refluxo
 B - vazão na base, moles/h
 D - vazão no topo, moles/h
 Q_b - energia na base, MCal/h
 Q_c - energia no destilado, MCal/h

Figura 2 - Configuração do controle na coluna de destilação.

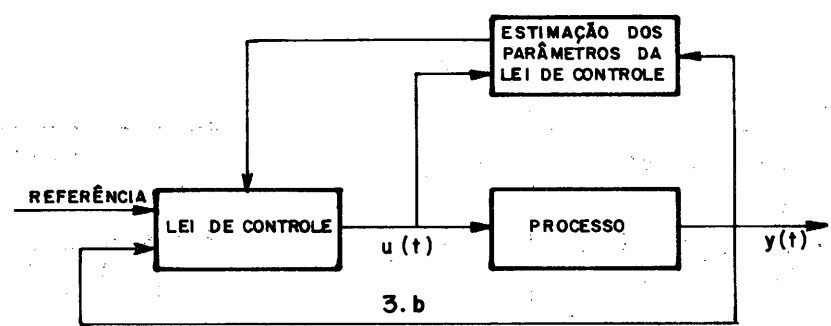
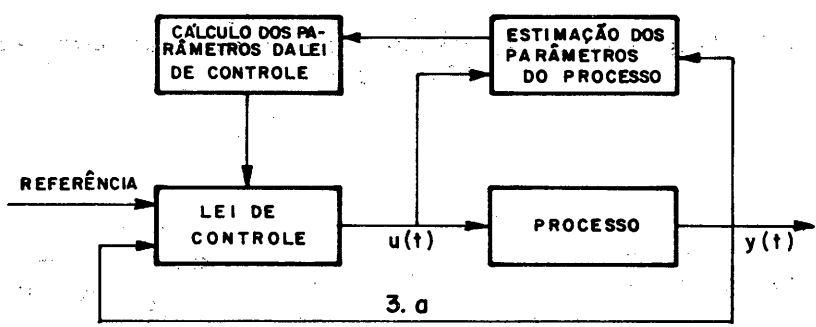


Figura 3 - Diagrama de blocos do controlador auto-ajustável indireto (3.a) e direto (3.b).

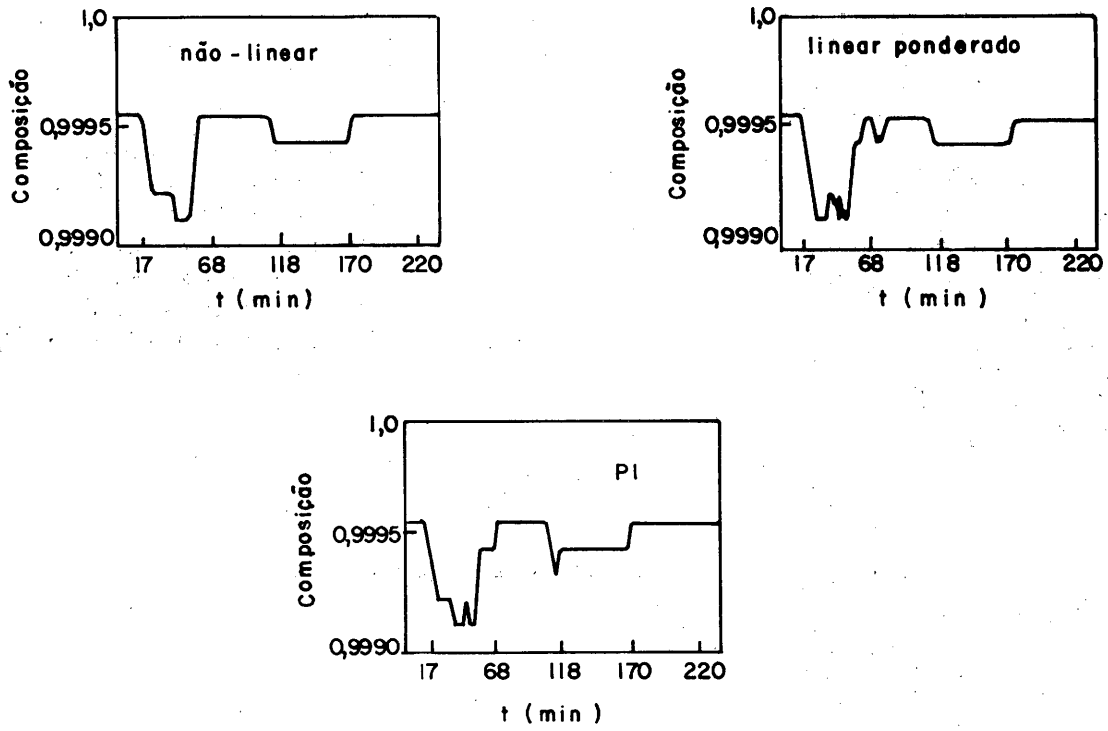


Figura 4 - Composição do destilado para os controladores não-linear, linear e PI (caso 1).

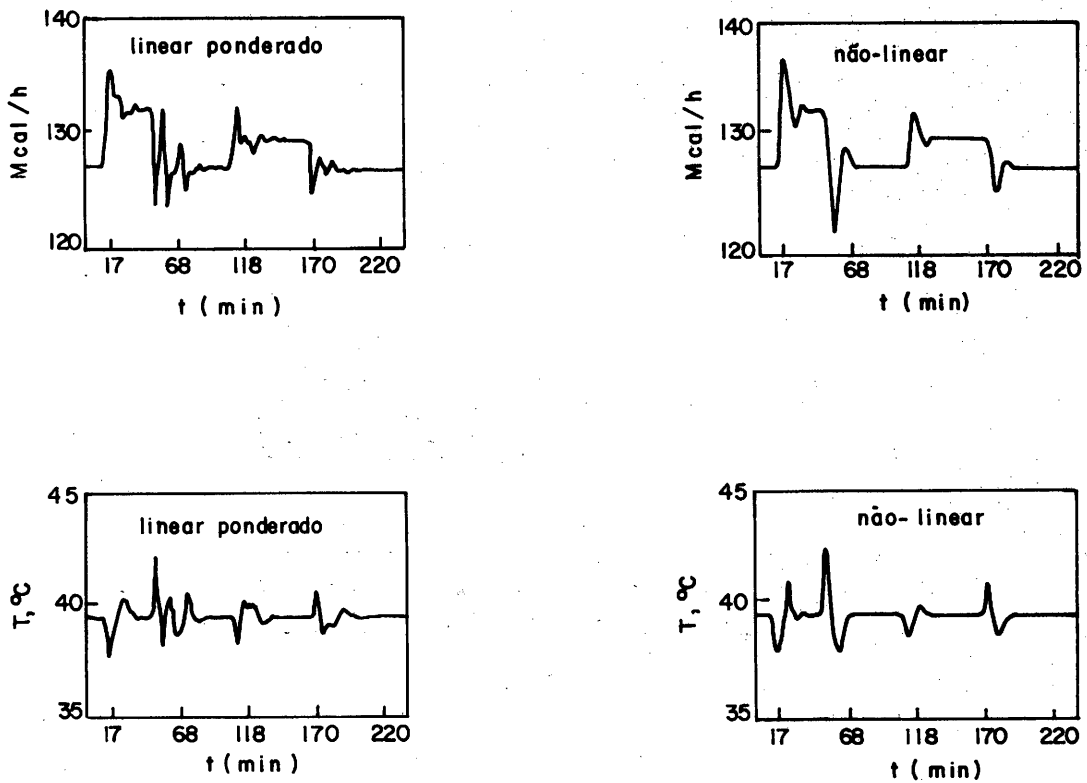


Figura 5 - Controle e saída dos controladores linear ponderado e não-linear para uma seqüência de perturbações de carga.

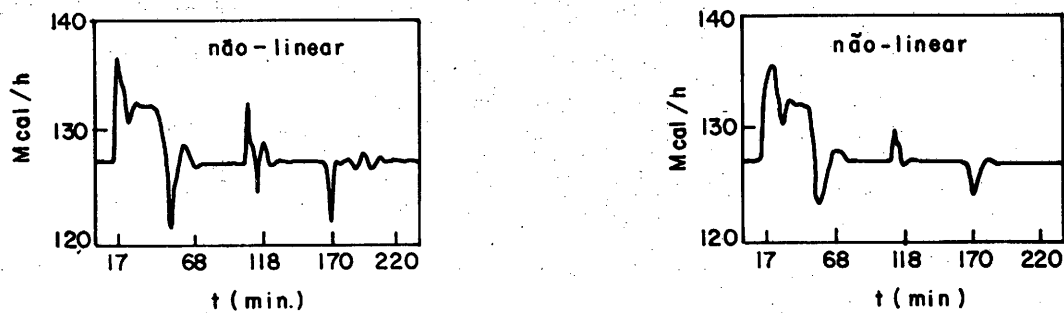


Figura 6 - Controle para o controlador não-linear $\Delta(z^{-1}) = 1 - 0.5z^{-1}$, $\Lambda = 0,5$ e $\Gamma = 0,01$ (direita).

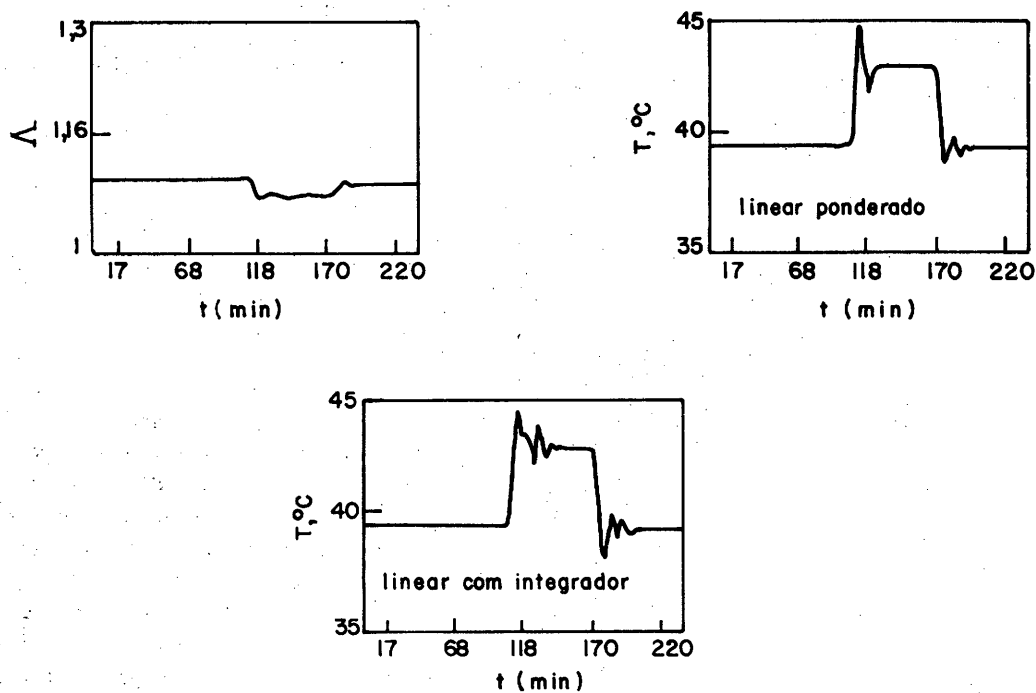


Figura 7 - Λ adaptativo e rastreamento de referência para os controladores linear ponderado e linear com integrador.

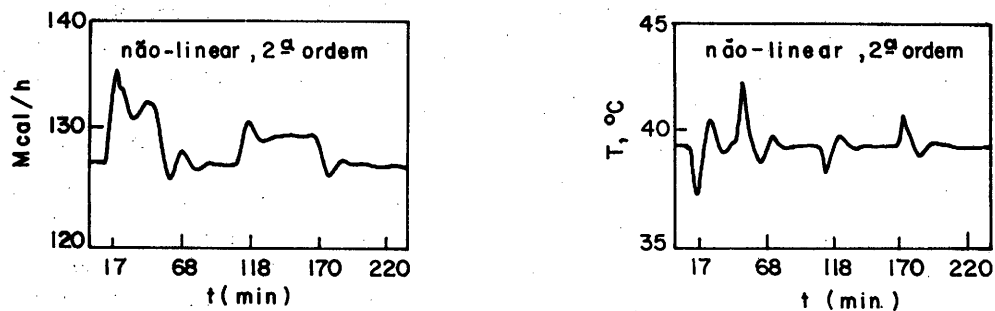


Figura 8 - Controlador não-linear com modelo de segunda ordem.