EXPERIMENTOS PRÁTICOS DE CONTROLE ADAPTATIVO NA GRADUAÇÃO

Antonio A. R. Coelho[1], **Otacílio M. Almeida**[2], **José E. S. Santos**[3] **e Rodrigo R. Sumar**[4]

Universidade Federal de Santa Catarina
Departamento de Automação e Sistemas
C.P. 476 - 88040900 - Florianópolis - SC
aarc@lcmi.ufsc.br [1] - otacilio@lcmi.ufsc.br [2] - santos@lcmi.ufsc.br [3] - sumar@lcmi.ufsc.br [4]

Resumo. *As controvérsias e os aspectos emergentes do ensino de algoritmos de controle adaptativos baseiam-se nas suposições de que oferecem uma melhor dinâmica para plantas não-lineares, aliado ao fato de que tornam-se uma realidade na indústria. Este artigo aborda a relevância dos experimentos práticos no ensino de controle adaptativo na graduação. Os principais tópicos de ensino são: identificação de sistemas e análise e projeto de controladores adaptativos. Três algoritmos de controle adaptativos são aplicados em um processo prático não-linear. Este conjunto de experimentos vem sendo aplicado no Curso de Controle Adaptativo de Graduação do Departamento de Automação e Sistemas da UFSC. As metodologias de projeto de controle são: alocação de pólos, variância mínima e preditivo, enquanto que o processo testado é o "fan-and-plate".*

Palavras-chave: *Educação, Ensino prático, Controle adaptativo, Identificação, Controle preditivo.*

1. INTRODUÇÃO

A educação em engenharia prática deve ser realizada com equipamentos técnicos e computadores. Somente experimentos por simulação não são suficientes. Os exercícios práticos devem estar organizados e sincronizados com as aulas e exercícios teóricos. Entre os objetivos dos trabalhos práticos tem-se: i) adquirir experiências por repetição e implementação utilizando-se experimentos e instalações atrativas; ii) balancear o treinamento teórico e prático; iii) envolver os estudantes em atividades de grupo no desenvolvimento de atividades práticas; iv) aplicar o conhecimento adquirido nas aulas teóricas em laboratório [1].

Neste artigo, discute-se três projetos de controle adaptativos e aplicados em um processo prático não-linear. Este conjunto de experimentos vem sendo aplicado no Curso de Controle Adaptativo do Departamento de Automação e Sistemas da *UFSC* para assistir estudantes de graduação e pós-graduação. As metodologias de projeto são: alocação de pólos, (*PA*), variância mínima generalizada (*GMV*) e preditivo generalizado (*GPC*). O processo “fan-and-plate” é utilizado. As principais razões que justificam o aprendizado das idéias de controladores adaptativos são: i) um controlador *PID* (proporcional+integral+derivativo) tem comportamento inadequado no rastreamento de referências e rejeição a perturbações quando a planta controlada apresenta complexidades (nem todos os processos industriais podem ser controlados com malhas *PID*); ii) eficientes plataformas computacionais e vários ambientes computacionais têm possibilitado a aplicação de técnicas de controle avançadas; iii) a maioria dos cursos de controle adaptativo é estabelecido por simulação; iv) os aspectos de projeto de controle adaptativo no ensino e quando aplicados em processo práticos são importantes para melhorar o aprendizado/conhecimento dos alunos e motivação do uso de metodologias adaptativas como tecnologias emergentes para aplicação na indústria [2, 3].

Este artigo está organizado como segue. A descrição do processo “fan-and-plate” e a detecção da característica não-linear são apresentadas na seção 2. Aspectos da identificação da planta “fan-dan-plate” tais como determinação da ordem e estimação dos parâmetros são descritas na seção 3. Na seção 4 desenvolve-se o projeto dos quatro controladores adaptativo. Nas seções 5 e 6 são apresentados os resultados experimentais e as conclusões, respectivamente.

2. PROCESSO EXPERIMENTAL

<u>*Primeiro experimento: Teste para identificar o comportamento não-linear em malha aberta*</u>

2.1. Descrição do processo

Uma interessante e bem conhecida planta de laboratório presente em diversas universidades para atividades de ensino e pesquisa é o “fan-and-plate” (Fig. 1). O problema do controle é regular o ângulo de deflexão da placa (variável controlada) atuando sobre a voltagem de entrada do motor *DC* (variável manipulada).

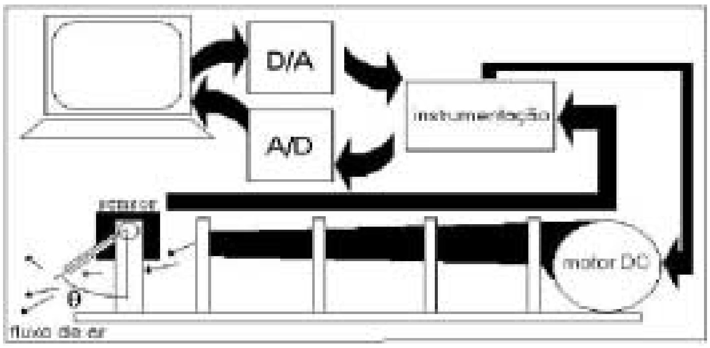

Figura 1 - Protótipo físico do “fan-and-plate”.

2.2. Característica não-lineares do processo

O procedimento de Thomson, *et al.* [4] é adotado para indicar se a relação entre a entrada e a saída é linear ou não-linear. Assim, a partir de um ponto de operação nominal $[u_o(t), y_o(t)]$, aplica-se uma mudança degrau no sinal de entrada $(u_o(t)+\Delta u_1)$ no processo e arquiva-se o sinal de saída $y_1(t)$. Retorna-se a planta ao ponto de operação nominal e aplica-se uma segunda mudança degrau $(u_o(t)+\Delta u_2)$ no processo, onde a nova mudança degrau Δu_2 é ρ vezes maior que Δu_1, e arquiva-se o sinal de saída $y_2(t)$, isto é,

$$\Delta u_2 = \rho[\Delta u_1] \qquad (1)$$

A seguir, remove-se o ponto de operação nominal y_o de cada resposta e calcula-se

$$\omega = \frac{y_2(t) - y_0}{y_1(t) - y_0} \qquad (2)$$

Se a constante ω é e igual a ρ, então o sistema é linear. Utilizando-se os parâmetros $(u_o, y_o)=(2, 0.87)$, $(u_o+\Delta u_1, y_1)=(3, 1.66)$ e $(u_o+\Delta u_2, y_2)=(4, 4.50)$, como o resultado de mudanças ao degrau na entrada e arquivando-se as respostas, os valores de ρ e ω são: ρ = 2, ω = 4.59. Portanto, observa-se um comportamento não-linear para o processo "fan-and-plate".

3. IDENTIFICAÇÃO DO PROCESSO

Segundo experimento: identificação da estrutura do modelo: ordem e parâmetros

Esta seção mostra os aspectos de identificação (determinação da ordem e dos parâmetros do modelo) de modo a auxiliar no projeto dos controladores. Além disto, para garantir um desempenho satisfatório nas fases transitória e de regime quando da implementação dos controladores adaptativos, que utilizam a abordagem auto-ajustável, é necessário utilizar um estimador "on-line" que assegure um modelo adequado para a aplicação particular, garantindo estabilidade em malha fechada.

3.1. Determinação da ordem da planta

A razão do determinante, conforme proposto por Unbehauen [5], é utilizado para a seleção da ordem e é calculado por

$$h^T(n) = [u(t-1) \quad y(t-1) \ldots \quad u(t-n) \quad y(t-n)] \qquad (3)$$

$$H(h,n) = \frac{1}{N} \sum_{t=n+1}^{N+n} h(n) h^T(n) \qquad (4)$$

$$DR(n) = \frac{\det H(h,n)}{\det H(h,n+1)} \qquad (5)$$

Como a matriz informação, $H(h,n)$, é função da ordem do modelo (n), então, se a ordem do modelo selecionado é maior que o real, a matriz informação torna-se singular. Portanto, quando a razão entre os determinantes mostra um aumento significativo, a ordem identificada representa, aproximadamente, a ordem real do processo. Pela inspeção da Fig. 2 justifica-se um modelo de segunda ordem para o processo "fan-and-plate".

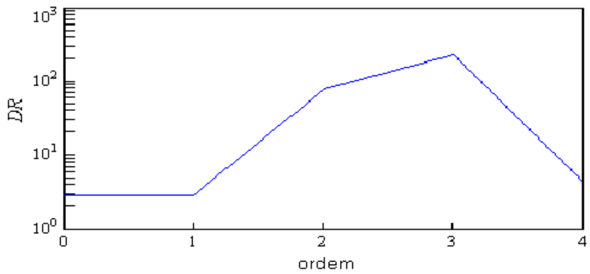

Figura 2 - Seleção da ordem do processo.

Logo, o processo pode ser representado pela seguinte função discreta

$$G_p(q^{-1}) = \frac{q^{-1}(b_0 + b_1 q^{-1})}{1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2}} \qquad (6)$$

3.2. Identificação via mínimos quadrados recursivo

O método de estimação dos mínimos quadrados recursivo (*MQR*) é um dos mais populares e comumente utilizado em esquemas de identificação de parâmetros. O *MQR* utiliza na estimação o vetores de parâmetros e medidas, θ e ϕ, respectivamente, onde

$$\theta^T = [a_1, \ldots, a_2, b_0, b_1] \qquad (7)$$

$$\phi^T(t) = [-y(t-1),-y(t-2),u(t-1),...,u(t-2)] \tag{8}$$

$$y(t) = \phi^T(t)\theta + \varepsilon(t) \tag{9}$$

$$\hat{y}(t) = \phi^T(t)\,\hat{\theta}(t \tag{10}$$

e sendo $\varepsilon(t)$ o ruído que é estatisticamente independente dos sinais de entrada e saída. O estimador *MQR* minimiza a função custo representada por

$$J_{RLS}(N) = \frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}\lambda^{N-t}[y(t)-\hat{y}(t)]^2 \tag{11}$$

onde *N* é o número de amostras da experimentação. As equações que implementam o algoritmo *MQR* são

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + K(t)[y(t) - \hat{y}(t)] \tag{12}$$

$$K(t) = P(t-1)\phi^T(t) / [\lambda + \phi^T(t)P(t-1)\phi(t)] \tag{13}$$

$$P(t) = \lambda^{-1}\{P(t-1) - [\{P(t-1)\phi(t)\phi^T(t)P(t-1) / (\lambda + \phi^T(t)P(t-1)\phi(t))]\} \tag{14}$$

De modo a evitar variações excessivas na magnitude do sinal de controle nos experimentos práticos, um modelo matemático foi estimado via mínimos quadrados recursivo, Eq. (15). Assim, o modelo utilizado na implementação do controle (fases inicial, transitória e regime) é representado por

$$G_p(q^{-1}) = \frac{0.1388q^{-1} + 1.1597q^{-2}}{1 + 0.2663q^{-1} + 0.2085q^{-2}} \tag{15}$$

4. PROJETO DE CONTROLE

Terceiro experimento: métodos de projeto de controle

Na concepção de projeto adaptativo do tipo auto-ajustável existem algoritmos indiretos e diretos. No primeiro caso os parâmetros da planta são identificados onde a lei de controle é calculada. Por outro lado, no direto, identifica-se diretamente os parâmetros da lei de controle. Neste artigo, o algoritmo de controle direto baseia-se nos projetos *PA* e *GMV*, enquanto que na abordagem indireta tem-se o projeto *GPC.*

4.1. Controle por alocação de pólos

O objetivo da técnica de controle por alocação de pólos é ajustar a dinâmica em malha fechada do sistema de controle realimentado em um comportamento previamente especificado pelo operador. A estrutura geral (*RST*) de uma lei de controle realimentada discreta é dada por

$$R(z^{-1})\Delta u(t) + S(z^{-1})y(t) + T(z^{-1})y_r(t) = 0 \tag{16}$$

Considerando-se $S(z^{-1}) = T(z^{-1})$, a Eq. (16) torna-se

$$\Delta u(t) = \frac{(1 + s_1 z^{-1} + ... + s_{ns} z^{-ns})}{(r_0 + r_1 z^{-1} + ... + r_{nr} z^{-nr}}\left(y_r(t) - y(t)\right) \tag{17}$$

onde $y_r(t)$ é a referência, $y(t)$ é a saída, $u(t)$ é a entrada e $\Delta u(t)=u(t)-u(t-1)$. Os polinômios $R(z^{-1})$ e $S(z^{-1})$ devem ser obtidos pelo algoritmo *MQR* (abordagem direta) utilizando os sinais de entrada e saída. Admite-se que, para a lei de controle da Eq. (17), o sistema em malha fechada é representado por

$$\frac{y(t)}{y_r(t)} = \frac{B_m(z^{-1})}{A_m(z^{-1})} \tag{18}$$

onde os polinômios $B_m(z^{-1})$ e $A_m(z^{-1})$ ajustam o comportamento transitório, determinam o comportamento de rastreamento desejado em malha fechada e são da forma

$$B_m(z^{-1}) = b_{m1}z^{-1}+\ldots+b_{mnbm}z^{-nbm} \quad (19)$$

$$A_m(z^{-1}) = 1+ a_{m1}z^{-1}+\ldots+ a_{mnam}z^{-nam} \quad (20)$$

Os parâmetros do controlador, Eq. (17), são desconhecidos e para o projeto de controle direto devem ser estimados em tempo real. De modo a obter uma equação adequada na estimação, a Eq. (18) é substituída em (17). Após algumas manipulações matemáticas é possível escrever

$$S(z^{-1})[A_m - B_m]Y(z^{-1}) = R(z^{-1})B_m\Delta U(z^{-1}) \quad (21)$$

Introduzindo valores filtrados para a entrada, $\overline{u}(t)$, e a saída, $\overline{y}(t)$, tem-se

$$\overline{Y}(z^{-1}) = (A_m - B_m)Y(z^{-1}) \quad (22)$$

$$\overline{U}(z^{-1}) = B_m\Delta U(z^{-1}) \quad (23)$$

e a correspondência entre os sinais auxiliares é dada por

$$S(z^{-1})\overline{y}(t) = R(z^{-1})\overline{u}(t)+\xi(t) \quad (24)$$

onde a perturbação $\xi(t)$ representa a imprecisão nas medidas ou um desbalanceamento na ordem do modelo do sistema [6].

4.2. Controle *GMV*

O controle de variância mínima generalizada é uma generalização do controle de variância mínima, cuja função custo a ser minimizada para cálculo da lei de controle é

$$J = \varepsilon[\phi^2(t+k)] \quad (25)$$

onde ϕ corresponde a uma pseudo-saída da forma

$$\theta(t+k) = \nabla y(t+k)+\Gamma u(t)-\Lambda y_r(t) \quad (26)$$

O modelo do sistema a ser considerado é

$$A(z^{-1})y(t) = z^{-k}B(z^{-1})u(t)+Cv(t) \quad (27)$$

tal que $v(t)$ corresponde à parcela devido a incertezas paramétricas, estruturais ou medida no sistema. A lei de controle *GMV* é calculada por

$$u(t) = \frac{-Sy(t)+Ty_r(t)}{R} \quad (28)$$

onde S e F são obtidos a partir da identidade polinomial

$$AF+z^{-k}S = \nabla C \quad (29)$$

∇, Γ e Λ são parâmetros de projeto e $R=BF+\Gamma C$ e $T=\Lambda C$. A ordem dos polinômios depende da ordem do modelo do processo. É importante mencionar que a partir do projeto original *GMV* podem ser obtidas outras estratégias de controle particulares. Embora a lei de controle *GMV* obedeça a estrutura *RST* posicional, um offset nulo é garantido se $\Gamma(1) = 0$.

4.3. Controle *GPC*

As estratégias de controle preditivo tem recebido muita atenção na literatura de controle de processos e tem tido aceitação industrial [7]. A popularidade destas técnicas de controle deve-se ao fato de oferecem um adequado desempenho, são simples de entender e formular e, podem acomodar restrições na entrada/saída do processo. O sucesso industrial dos controladores preditivos é atestado pela variedade de controladores preditivos comerciais nas indústrias de processamento químico. Seborg [8] e Henson [9] reportaram uma vasta aplicabilidade mundial de controladores preditivos em refinarias de óleo e plantas petroquímicas. A seguir, apresenta-se o projeto para sintetizar o controle preditivo baseado em Crisalle [10].

Controladores preditivos são usualmente implementados pela execução em cada período de amostragem de um problema de otimização envolvendo a seleção de controles futuros que minimizam o funcional quadrático

$$J(N_y,N_u)=\sum_{j=1}^{Ny}[y_r(t+j)-y(t+j/t)]^2+\lambda\sum_{j=0}^{Nu}[\Delta u(t+j)]^2 \qquad (30)$$

onde $\{y_r(t+j)\}$ é a seqüência de valores futuros para a referência, $\{y(t+j/t)\}$ é a seqüência de valores futuros da previsão da saída, $\{\Delta u(t+j)\}$ é a seqüência incremental de controles futuros, λ é uma ponderação que penaliza a energia de controle, e os parâmetros Ny e Nu são os horizontes de saída e controle, respectivamente. O algoritmo que encontra a lei de controle ótima minimiza a Eq. (30) pela diferenciação do funcional, equacionando a derivada a zero e, então, resolvendo para o valor ótimo de entrada $u(t)$.

De acordo com a estrutura de controle *RST*, o projeto do controle preditivo final conduz as seguintes equações

$$R(z^{-1})=z^n\left[1+z^{-1}\sum_{j=1}^{Ny}k_j\Gamma_j(z^{-1})\right](1-z^{-1})$$

$$S(z^{-1})=z^n\left[\sum_{j=1}^{Ny}k_jF_j(z^{-1})\right]$$

$$T(z^{-1})=\left[\sum_{j=1}^{Ny}k_jz^j\right]$$

onde os operadores de projeto $F_j(z^{-1})$ e $\Gamma_j(z^{-1})$, e os coeficientes k_j, $j=1, 2,...,N_y$ são determinados a partir do modelo nominal da planta, conforme o seguinte procedimento. Primeiro, considerar o modelo nominal da planta da forma

$$A(z^{-1})y(t)=z^{-1}B(z^{-1})u(t) \qquad (31)$$

Para obter os operadores de projeto $F_j(z^{-1})$, que são polinômios de projeto de grau n (a ordem da planta), resolver o seguinte conjunto de equações

$$E_j(z^{-1})\Delta A(z^{-1})+z^{-j}F_j(z^{-1})=1 \qquad (32)$$

para $j=1,2,...,Ny$ os quais conduzem aos polinômios intermediários $E_j(z^{-1})$ de grau $(j-1)$. O segundo conjunto de operadores de projeto, os polinômios $\Gamma_j(z^{-1})$ de grau $(nb-1)$, são obtidos pela decomposição do produto $E_j(z^{-1})B_j(z^{-1})$ na forma

$$E_j(z^{-1})B(z^{-1})=G(z^{-1})+z^{-j}\Gamma_j(z^{-1})$$

onde os polinômios $G_j(z^{-1})$, de grau $(j - 1)$, são conhecidos como os polinômios dinâmicos e são caracterizados de fato como os elementos da resposta ao degrau da planta, equação (31). Note que os polinômios $\Gamma_j(z^{-1})$ são identicamente zero se $nb = 0$. Adicionalmente, os coeficientes do polinômio dinâmico são utilizados para definir os elementos não-zero da matriz de Toeplitz, G_{Nu}, conhecidos como a matriz dinâmica truncada, que contém somente Nu colunas. Finalmente, os coeficientes k_j, $j =1, 2,..., N_y$ são obtidos como as componentes de vetor ganho $K^T = [k_1\ k_2\ ...\ k_{Ny}]$, calculados da equação

$$K^T=[1\ 0\ ...\ 0]\left[G_{Nu}^TG_{Nu}+\lambda I\right]^{-1}G_{Nu}^T$$

e a lei de controle aplicada é $u(t) = u(t-1) + K(Y_r - Y^{OL})$

onde

$$(Y_r)^T = [yr(t+1) \quad yr(t+2) \quad \ldots \quad yr(t+Ny)]$$

$$(Y^{OL})^T = [y^{OL}(t+1) \quad \ldots \quad y^{OL}(t+Ny)]$$

O vetor Y^{OL} efetivamente descreve como o sistema responderia no modo de controle em malha aberta. Quando novas medidas tornam-se disponíveis, um novo problema de otimização é formulado cuja solução proporciona a nova ação de controle.

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

Quarto experimento: avaliações servo e regulação dos controladores auto-ajustáveis

A seguir, os ensaios práticos para os comportamentos servo (*500* amostras) e regulatório (*300* amostras) nos projetos de controle adaptativos auto-ajustáveis são apresentados. O período de amostragem é *300 mseg* e os parâmetros iniciais para o algoritmo *MQR* são: $a_1=a_2=b_1=b_2=0.1$ (*GMV*, *GPC*) e, $a_1=-0.51$ e $b_1=-0.41$ (*PA*). O traço inicial da matriz de covariância é: $10I_{2x2}$ para o algoritmo *PA*, $1000I_{4x4}$ para o controlador *GMV* e, $500I_{4x4}$ para o *GPC*. Os parâmetros de sintonia dos algoritmos de controle adaptativos auto-ajustáveis são:

- *PA:* $a_{m1}=-1.4$, $a_{m2}=0.49$; *GMV:* $\Gamma_0=10$; *GPC:* $\Gamma=10$, $H_y=5$, $H_u=2$.

5.1. Experimento de controle servo

No experimento servo o processo é submetido a mudanças na referência para avaliar a capacidade de rastreamento. Inicialmente, a referência é fixada em *2 volts*, depois alterada para *3.5 volts* (entre as amostras *151* e *300*) e, finalmente, *2.5 volts* (entre as amostras *301* e *500*). As Figs. 3-5 ilustram a saída, referência e ação de controle para cada estratégia de controle.

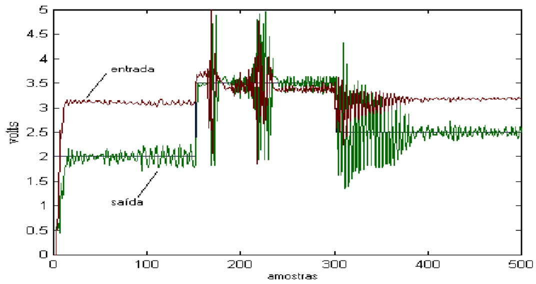

Figura 3 – Comportamento servo via controle *PA*.

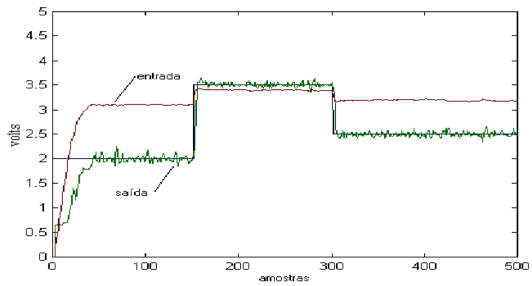

Figura 4 – Comportamento servo via controle *GMV*.

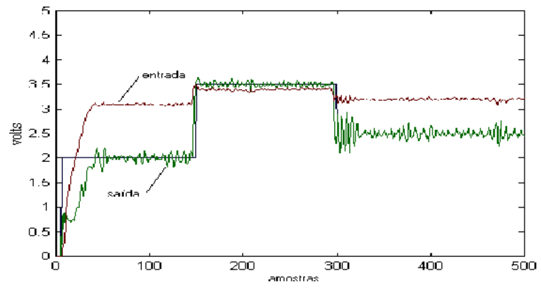

Figura 5 – Comportamento servo via controle *GPC*.

5.2. Experimento de controle regulatório

No segundo experimento uma referência fixa de *3.5 volts* é utilizada e perturbações de carga são aplicadas no processo de modo a verificar a capacidade dos algoritmos de controle para rejeição de perturbações. A magnitude da perturbação é *+0.5 volts*, adicionada a partir da amostra *100*. Outra perturbação constante, de magnitude -0.5 volts, é aplicada a partir da amostra *200*, e mantida até o final do experimento. As Figs. 6-8 ilustram o desempenho dos diferentes controladores e processo.

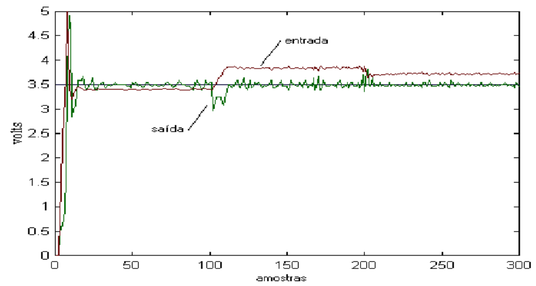

Figura 6 - Comportamento regulatório via controle *PA*.

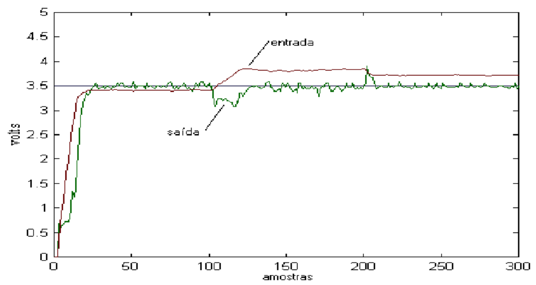

Figura 7 – Comportamento regulatório via controle *GMV*.

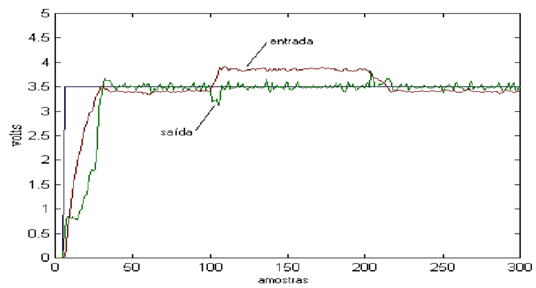

Figura 8 – Comportamento regulatório via controle *GPC*.

6. CONCLUSÃO

Pela necessidade de aplicar os fundamentos teóricos de controle adaptativo nos currículos de engenharia, foi mostrado uma seqüência de metodologias de projeto de controle e atividades experimentais para os estudantes interessados na teoria e aplicação dos controladores adaptativos. Adicionalmente, este artigo apresentou um conjunto de experimentos projetados para o ensino de controle adaptativo a partir do ponto de vista prático.

A seleção desta emergente tecnologia de controle e algumas vezes pelas opiniões contraditórias sobre os algoritmos de controle adaptativos baseia-se na hipótese de que podem oferecer um melhor desempenho para processos complexos e por tornarem-se uma realidade na indústria de controle de processos. O curso proposto vem sendo aplicado com sucesso na *UFSC*, permitindo aos estudantes aprenderem os fundamentos de malhas de controle adaptativas e, ao mesmo tempo, se familiarizarem com o efeito da sintonização de cada algoritmo de controle adaptativo na dinâmica de malha fechada.

O Laboratório de Controle de Processos do Departamento de Automação e Sistemas da *UFSC* vem desenvolvendo e atualizando plantas didáticas de baixo custo para suportar os estudantes com atividades práticas nas diversas disciplinas do Curso de Engenharia de Controle e Automação Industrial *(http:\\lcp.das.ufsc.br)*

7. REFERÊNCIAS

[1] D.S. Bernstein, Control Experiments and What I Learned From Them: A Personal Journey. *IEEE Control Systems*, **18**, 1998, pp. 81-87.

[2] N.A. Kheir, K.J. Åström, D. Auslander, K.C. Cheok, G.F. Franklin, M. Masten and M. Rabins, Control System Engineering Education. *Automatica*, **32**, 1996, pp. 147-166.

[3] V.J. VanDoren, Model-Predictive Controller Solves Complex Problems. *Control Engineering International*, March, 1998, pp. 112.

[4] M. Thomson, S.P. Schooling and M. Soufian, The Practical Application of a Nonlinear Identification Methodology. *Control Engineering Practice*, **4**, 1996, pp. 295-306.

[5] H. Unbehauen and B. Göhring, Tests for Determining Model Order in Parameter Estimation. *Automatica*, **10**, 1974, pp. 233-244.

[6] N.M. Filatov, U. Keuchel and H. Unbehauen, Dual Control for an Unstable Mechanical Plant. *IEEE Control Systems*, **16**, 1996, pp. 31-37.

[7] D.W. Clarke, C. Mohtadi and P.S. Tuffs, Generalized Predictive Control - Part I The Basic Algorithm - Part II Extensions and Interpretations. *Automatica*, **23**, 1987, pp. 137-160.

[8] D. E. Seborg, “A Perspective on Advanced Strategies for Process Control,” *Modeling, Identification and Control*, vol. 15, 1994, pp. 179-189.

[9] M. A. Henson, “Nonlinear Model Predictiv Control: Current Status and Future Directions,” *Computers and Chemical Engineering*, vol. 23, 1998, pp. 187-202.

[10] O. D. Crisalle, D. E. Seborg and D. A. Mellichamp, “Theoretical Analysis of Long-Range Predictive Controllers,” *American Control Conference*, Pittsburg, PA (1989).

[11] K. Furuta, VSS Type Self-Tuning Control. *IEEE Trans. on Ind. Electronics*, **40**, 1993, pp. 37-44.

[12] W. Wang and R. Henriksen, (1992). Direct Adaptive Generalized Predictive Control. *Proc. of American Control Conference*, Chicago, USA, 2402-2406.

[13] D.W. Clarke and P. Gathwrop, Self-Tuning Controller. *Proc. of the IEE*, **122**, 1975, pp. 929-934.