

OTIMIZAÇÃO DE MALHAS DE CONTROLE VIA ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS ONLINE NO PIMS: APLICAÇÃO PRÁTICA EM UM FORNO DE TRATAMENTO TÉRMICO¹

Eduardo Magalhães Oliveira²

Marcelo Versiani Carneiro³

Hamilton Guilherme de Oliveira Júnior⁴

Resumo

O cenário econômico mundial sofre uma enorme pressão por redução de custos que se estende às industriais em geral. Nesse sentido, a otimização de processos industriais, e especificamente suas malhas de controle, se mostra como uma excelente alternativa no sentido de reduzir os custos de produção e evitar desperdícios. Entretanto, para que se tenha uma planta com as malhas de controle otimizadas, geralmente precisa-se investir em softwares importados e onerosos. A proposta desse trabalho é apresentar um estimador online de parâmetros de processos implementado em um sistema PIMS, que permite a modelagem da planta e a sugestão de sintonia do controlador PID em tempo real (ganho e constante de tempo da malha e ganhos do PID). O objetivo do estimador é ser uma alternativa de baixo custo que permita ao usuário melhorar o desempenho da sua planta de forma independente. Além disso, é uma poderosa ferramenta para adaptação online dos parâmetros PIDs, no caso de processos não-lineares (caso típico de fornos). O estimador foi validado em um forno de tratamento térmico, no qual foi possível comprovar a robustez da solução, aplicando-se, na planta real, os parâmetros PIDs sugeridos pelo simulador.

Palavras-chave: Otimização; Malha de controle; Estimador de parâmetros; PIMS.

CONTROL LOOP OPTIMIZATION BY ONLINE PARAMETERS ESTIMATION USING PIMS: PRACTICAL APPLICATION IN A HEAT TREATMENT FURNACE

Abstract

The global economic scenario undergoes enormous pressure for cost reduction that extends to the whole industry. Optimization of industrial processes, and specifically their control loops, has shown itself as an excellent alternative to reduce production costs and avoid waste. However, in order to have a plant with optimized control loops, it is usually needed to invest in expensive and imported software. The purpose of this paper is to present an online process parameters estimator implemented in a PIMS system that allows plant modeling and suggests PID controller tuning in real time (gain and process' lag time and PID gains). The goal of the estimator is to be a low cost alternative that allows the user to improve plant's performance in an independent manner. Furthermore it is a powerful tool for online PID parameters adaptation in the case of nonlinear processes (typical case of furnaces). The estimator has been validated in a heat treatment furnace, where it was possible to prove the robustness of the solution in a real plant by applying PIDs's parameters that were calculated by the simulator.

Keywords: Optimization; Control loop; Parameters estimator; PIMS.

¹ *Contribuição técnica ao 17º Seminário de Automação e TI Industrial, 24 a 27 de setembro de 2013, Vitória, ES, Brasil.*

² *Engenheiro Eletricista, MSc, Vallourec & Mannesmann do Brasil, Belo Horizonte, Brasil.*

³ *Engenheiro de Controle e Automação, Vallourec & Mannesmann do Brasil, Belo Horizonte, Brasil.*

⁴ *Engenheiro de Controle e Automação. Belo Horizonte, Brasil.*

1 INTRODUÇÃO

O conceito de controle automático otimizado é um termo que foi concebido em 1949 por Brown e Campbell.⁽¹⁾ Na concepção desses autores, o controle automático otimizado é o projeto coordenado da planta, dos instrumentos e do aparato de controle. Além desses aspectos, deve-se levar em consideração a proteção da saúde da população adjacente a grandes parques industriais contra a poluição atmosférica e dos mananciais.

Um item fundamental para se conseguir um aparato de controle otimizado é a otimização das malhas de controle. Seja pela sintonia de controladores do tipo PID, seja por meio de estratégias avançadas ou até mesmo com ações de manutenção simples nos instrumentos e atuadores.⁽²⁾ Como nos processos industriais há geralmente um número significativo de malhas de controle (da ordem de pelo menos 150),⁽³⁾ os engenheiros e técnicos utilizam softwares específicos para a gestão e otimização desses ativos.

Entretanto, a maioria desses softwares é importada e de custo elevado, o que, às vezes, pode inviabilizar a implantação de tal sistema em um parque industrial. Não obstante, tais softwares possuem limitações técnicas quando são utilizados para se melhorar um processo não linear e multivariável.

Baseado nisso, esse artigo tem o objetivo de apresentar a implementação de um estimador de parâmetros (modelador de processos) e ajustes de PID online. Além disso, validar o algoritmo em um processo típico da indústria siderúrgica: forno de tratamento térmico. Figueiredo⁽⁴⁾ utilizou técnica similar para controlar um processo de tratamento de tiras a quente.

Apesar de encontrar na literatura uma grande quantidade de trabalhos utilizando estimação de parâmetros online para ajuste adaptativo de controladores PIDs, há poucos trabalhos relacionados à implementação dessa técnica em sistemas PIMS⁽⁵⁾ (acrônimo de *Plant Information Management System*). Entretanto, fabricantes desses sistemas já têm alguns pacotes que permitem modelagem similar, porém com o foco para o controle preditivo baseado em modelo de resposta ao degrau.⁽⁶⁾

Este artigo apresenta, resumidamente, o desenvolvimento dos algoritmos, os tipos de aplicações em que a indústria poderá se beneficiar ao utilizar tal implementação, os resultados experimentais em um forno de tratamento térmico e as conclusões.

2 ESTIMAÇÃO ONLINE DE PARÂMETROS DE PROCESSOS INDUSTRIAIS

As plantas industriais geralmente apresentam comportamento não linear e sofrem perturbações constantes, o que dificulta muitas vezes o entendimento da física e da dinâmica que está “por trás” das variáveis.⁽⁷⁾ A modelagem de processos se faz, então, uma ferramenta fundamental para que o engenheiro de controle tenha mais chances de projetar o controlador mais apropriado para cada tipo situação.

Quando o processo apresenta comportamento dinâmico típico de sistemas de primeira ordem (por exemplo, vazão e pressão, circuito RC), a modelagem pode ser do tipo caixa preta,⁽⁸⁾ em que relação entre a variável de entrada com a de saída é descrita por um modelo matemático conforme abaixo:

$$G(s) = \frac{K}{\tau s + 1} e^{-\theta s}$$

em que: $G(s)$ é a função de transferência no domínio de Laplace; K é o ganho do processo (relação da variação da variável de entrada pela de saída); τ é a constante de tempo e θ é o tempo morto (ou atraso de transporte).

Esses modelos são largamente utilizados para representar processos industriais e são de grande valia quando se deseja projetar um controlador do tipo PI (proporcional integral).⁽⁹⁾

Porém, isso é válido quando o processo não muda os seus parâmetros, em outras palavras, o ganho e a constante de tempo são praticamente fixos durante uma boa faixa de operação ou com o passar do tempo. Muitas vezes, os parâmetros mudam e o engenheiro ou operador do processo não tomam conhecimento.⁽¹⁰⁾

Se o processo pode ser representado por um modelo de primeira ordem, como o descrito, mas tem seus parâmetros (K , τ e θ) alterados com o tempo (por exemplo, devido a desgastes e alterações no processo), é importante conhecer o quanto esses parâmetros mudam de um ponto de operação para outro. Se essa mudança for conhecida, pode-se utilizar uma estratégia de ganho escalonado.⁽¹¹⁾ Já se essa mudança for imprevisível, é necessário utilizar um aparato de adaptação dos ganhos do controlador continuamente.⁽¹²⁾

Fundamentado nessas premissas, a estimação de parâmetros via algoritmo de mínimos quadrados,⁽¹³⁾ mostrou ser uma solução factível para a modelagem de processos siderúrgicos, em particular, os fornos de tratamento térmico da V&M do Brasil. Contudo, a proposta deste artigo se limita a estimar somente o K e o τ (θ é estimado via gráfico de tendência). Dessa forma, é necessário converter o modelo $G(s)$ para uma equação de diferenças,⁽¹⁴⁾ conforme abaixo:

$$y(k) = a_1 \cdot y(k-1) + b_0 \cdot u(k-r)$$

em que: $y(k)$ é a saída do modelo do processo estimado no instante k ; $a_1 = e^{(-T/\tau)}$ é igual ao polo ou constante de tempo no domínio discreto; r é o tempo morto; T é o período de amostragem; $b_0 = K(1-a_1)$ é o ganho no domínio discreto e $u(k-r)$

é a variável de entrada no instante $k-r$.

A equação mostrada logo acima é o conhecido modelo ARX (*auto-regressive with exogenous input*), conforme descrito por Aguirre.⁽⁸⁾ Interessante é acrescentar a esse modelo um fator devido às perturbações existentes na planta, denominado $d(k)$. Assim, tem-se o modelo ARX⁽⁸⁾ com mais um termo para estimar as perturbações do processo:

$$y(k) = a_1 \cdot y(k-1) + b_0 \cdot u(k-r) + d(k)$$

O objetivo do algoritmo é estimar o vetor de parâmetros θ , conforme abaixo:

$$\theta = [a_1 b_0]^T$$

utilizando a entrada u_k (MV) e a saída do processo y_k com k variando de 1 a N , onde N é o número de amostras. Na forma matricial, tem-se a seguinte formulação:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_0 & u_0 \\ y_1 & u_1 \\ \dots & \dots \\ y_{N-1} & u_{N-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} a_1 \\ b_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_0 \\ d_1 \\ \dots \\ d_N \end{bmatrix} \implies y = x \cdot \theta + d$$

A estimativa de θ , por mínimos quadrados será:

$$\theta = [x^T x]^{-1} x^T y$$

Entretanto, esse método exige que se tenha toda uma janela de dados (de 1 a N amostras) de uma só vez, o que não é possível para um cálculo *online*. Para fazer uma estimação iterativa e online, foi necessário utilizar o estimador de Mínimos Quadrados Recursivo (MQR). A cada instante de amostragem, os parâmetros estimados são atualizados, conforme as equações abaixo:

$$P_N = \frac{[I - K_N \cdot x_N^T] P_{N-1}}{\beta} ; K_N = [\beta + x_N^T \cdot P_{N-1} \cdot x_N]^{-1} P_{N-1} \cdot x_N ; \theta_N = \theta_{N-1} + K_N [y_N - x_N^T \cdot \theta_{N-1}]$$

em que P_N é a matriz de covariância (equação de Ricatti⁽¹²⁾); K_N é o ganho de Kalman⁽¹⁵⁾ e θ_N é a estimativa do vetor de parâmetros no instante N.

Na implementação recursiva do algoritmo MQR, o número de dados usados para atualizar aumenta constantemente com o tempo. Para permitir que a estimativa dos parâmetros seja realizada com base em dados mais recentes, um fator de esquecimento β é introduzido.⁽¹⁶⁾

2.1 Considerações Práticas a Respeito do Algoritmo MQR

Para que a estimativa de mínimos quadrados exista e seja única é necessário que a matriz $x^T x$ seja definida positiva.⁽¹²⁾ Caso contrário, a função que calcula os mínimos quadrados não tem um mínimo. A matriz $x^T x$ é dita definida positiva se os dados forem suficientemente ricos, o que depende da entrada do sistema. As condições na entrada do sistema que levam a que $x^T x > 0$ são denominadas condições de excitação persistente.⁽⁸⁾ Uma forma de evitar que a matriz de covariância P ($[x^T x]^{-1}$) perca sua característica de ser semi-definida positiva é fatorá-la da forma:

$$P = UDU^T$$

em que D é uma matriz diagonal e U uma matriz triangular superior com 1's na diagonal.^(17,18) Em simulações pequenas e de curta duração, geralmente a matriz P não apresenta mau condicionamento numérico; porém, já em simulações maiores e online que rodam continuamente, esse problema é iminente. A Figura 1 apresenta uma simulação de uma planta de pH comparando a estimação de parâmetros com e sem o algoritmo de fatoração UD.

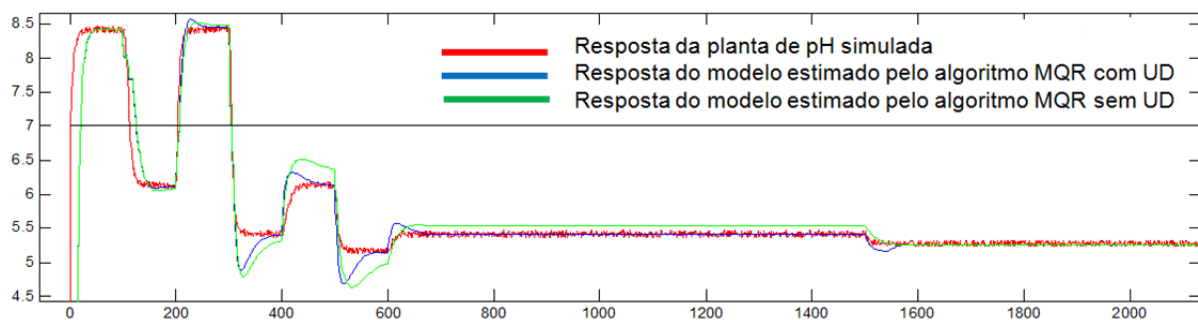


Figura 1: Simulação do algoritmo de MQR com e sem fatoração UDU em planta de pH simulada.

Nota-se, pela Figura 1 que o algoritmo com fatoração UDU apresenta erros de modelagem menores que o sem a fatoração.

Além da fatoração UDU, utilizou-se também a estratégia de ligar e desligar o estimador de acordo com o erro de predição. Na literatura, varias estratégias são propostas, como a utilização do fator de esquecimento variável por meio de filtros do erro de predição⁽¹⁸⁾ ou utilizar uma banda morta. Isto é, caso o erro de modelagem (predição) permaneça dentro de limites pré-definidos, o mecanismo de atualização da estimação é desligado.

Durante o desenvolvimento, observou-se que as técnicas propostas eram específicas para o caso em que eram aplicadas e, portanto, decidiu-se utilizar partes da proposta de cada técnica em uma solução única.

A última proteção implementada é a respeito da saturação dos atuadores (válvulas e inversores), o que, geralmente, é a causa-raiz para diversos problemas em malhas de controle, como, por exemplo, efeito *windup* e erro em estado estacionário. Não obstante, a saturação também é problema para um estimador de parâmetros.

Utilizou-se um algoritmo para detecção da saturação na variável manipulada (MV) e, caso a saturação persista por uma janela de tempo definida, o estimador de parâmetros é desligado. Se a MV começa a sair da condição de saturação, o algoritmo também contabiliza um tempo definido (porém, menor que o tempo para desligar o estimador) para permitir que o estimador seja religado.

2.2 Inclusão do Estimador em um Sistema PIMS

PIMS (Plant Information Management Systems) são sistemas coletores e armazenadores de dados de processos industriais em larga escala. Possuem poderosos bancos de dados temporais e diversas ferramentas para a disponibilização e manipulação das informações por parte do usuário.

A plataforma PIMS utilizada pela V&M permite a programação das rotinas necessárias ao estimador de processo proposto. Além disso, ao utilizar o PIMS como plataforma para execução do algoritmo, três benefícios foram alcançados:

- a aplicação do algoritmo para a modelagem de qualquer parte do processo uma vez que, o sistema PIMS está conectado a quase totalidade dos processos da V&M;
- a possibilidade de aplicar o algoritmo em diferentes momentos históricos (o PIMS da V&M possui dados históricos de até cinco anos) e, não obstante, a visualização do modelo em longa escala de tempo, o que permite validá-lo em diferentes fases das constantes mudanças que todo processo produtivo sofre;
- a verificação em tempo real por meio do desenvolvimento de simuladores com os dados atuais dos processos modelados.

Apesar de parecer o cenário perfeito, há algoritmos de compressão de dados presentes nesses sistemas.⁽¹⁹⁾ Tais algoritmos fazem com que parte da informação da dinâmica do processo seja descartada para que se armazene somente a informação referente à mudança significativa das variáveis do processo. A Figura 2 ilustra o que a compressão faz com as informações de processo.

O mecanismo de compressão do sistema PIMS pode ser desabilitado a qualquer momento, todavia, optou-se por não desabilitar essa função a fim de investigar a

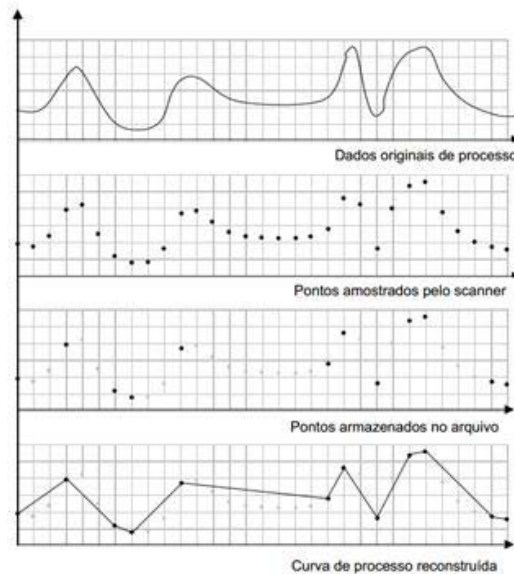


Figura 2: Efeito do algoritmo de compressão de dados em um sistema PIMS.⁽¹⁹⁾

robustez da solução proposta. O estimador de parâmetros agregará mais valor se tiver robustez suficiente para lidar com a compressão (mesmo que a modelagem fique um pouco prejudicada). Um dos principais ganhos de se utilizar o estimador no PIMS é a viabilidade de modelar um processo com dados históricos, portanto, já comprimidos.

Importante ressaltar que o estimador implementado e apresentado nesse artigo tem a finalidade de ser um modelador prático para a indústria. O objetivo é permitir que os usuários tenham pelo menos um modelo razoável do processo em estudo, mesmo que nem todas as dinâmicas sejam representadas.⁽²⁰⁾

2.3 Aplicação Prática do Estimador de Parâmetros

Existem diversas aplicações práticas para a estimação em tempo real de parâmetros de processo. Neste trabalho, duas possibilidades foram exploradas: o simulador de processo em malha fechada e o controlador auto sintonizável.

O simulador de processo em malha fechada permite testar diferentes estratégias de Controle, desde as mais simples, como o controlador PI, às mais avançadas, como o GPC (*generalized predictive controller*).⁽¹²⁾ Isso possibilita averiguar o potencial de ganho no desempenho do processo com o uso de estratégias mais sofisticadas, haja vista os constantes e não raros investimentos em ferramentas avançadas que não trazem o ganho esperado (por não serem a mais adequada para aquela aplicação) e por caírem em desuso (difícil e onerosa manutenção do equipamento/software).

O controlador auto sintonizável possibilita determinar em tempo real os parâmetros de ajuste de um controlador de forma a mantê-lo dentro de um critério de desempenho previamente estabelecido. Nesse artigo, o método utilizado para gerar os parâmetros PI foi o da síntese direta (vide seção 3).

Nesse artigo será mostrado que foi possível fazer simulações em malha fechada de um forno de tratamento térmico da V&M. A partir do modelo encontrado pelo estimador, foi possível entender e aplicar, posteriormente, a estratégia de controle auto sintonizável para o controlador PID existente no processo.

2.4 Construção do Código em SQL

O sistema PIMS da V&M é o Infoplus.21 da Aspentech. Todo o código foi implementado em linguagem SQL Plus no módulo SQL que acompanha o pacote do sistema. Essa linguagem de programação é simples e se assemelha bastante com a difundida linguagem C++. A partir de alterações mínimas do código gerado, é possível criar uma versão para os CLP's de mercado, o que é proposta futura desse trabalho.

O código foi feito de forma modular e estruturada, conforme mostra a Figura 3. O código principal contém todos os parâmetros de entrada para as diversas funções que compõem o algoritmo. Essa estrutura permite que diversas modelagens sejam feitas em paralelo pelo PIMS. Em outras palavras, para modelar ou uma malha de vazão de combustível de um forno e ou uma outra malha de pH de um tanque qualquer, basta ter o mesmo código principal. Porém, com nomes diferentes e os seus respectivos parâmetros de entrada ajustados para “capturar” a dinâmica característica de cada malha. Cada respectivo código principal, irá “chamar” as funções necessárias e receber os valores de retorno.

O último detalhe é criar, para cada código principal (*main*), as tags do PIMS que irão receber os valores de retorno (por exemplo, saída do modelo estimado, parâmetros PID calculados, etc).

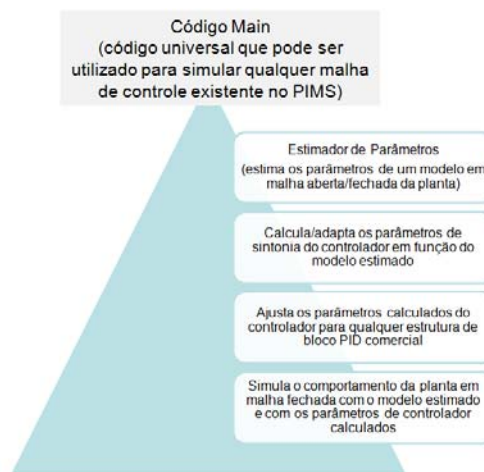


Figura 3: Estrutura do código implementado no sistema PIMS da V&M.

3 ESTUDO DE CASO

3.1 Descritivo do Forno de Tratamento Térmico

O forno de tratamento térmico utilizado para validar a metodologia descrita nesse artigo faz o aquecimento do aço onde algumas variáveis devem ser rigorosamente controladas.

O objetivo desse tratamento é a obtenção de uma microestrutura que proporcione propriedades elevadas de dureza e resistência mecânica ao aço tratado. A análise dessa microestrutura do material é posteriormente realizada em laboratório.

Para que o objetivo citado seja cumprido é necessário o controle rigoroso do seu ambiente interno. As variáveis de controle do ambiente interno são a temperatura, a pressão atmosférica e a concentração de oxigênio.

A concentração de O_2 é a principal malha de controle do forno que afeta a qualidade, onde desvios geram formação de óxidos indesejáveis nas peças, afetando diretamente a qualidade do produto final.

3.2 Modelagem Dinâmica do Forno

A concentração de O_2 tem comportamento dinâmico não linear, por se tratar de uma reação química. A Figura 4 mostra a resposta em malha aberta para uma variação em degrau e a estrutura do modelo que representa o processo. Nota-se a existência de uma perturbação externa de característica integradora no processo, já que, sem a ação do controlador tem-se uma inclinação negativa na variável controlada que permanece após a realização do degrau positivo na entrada.

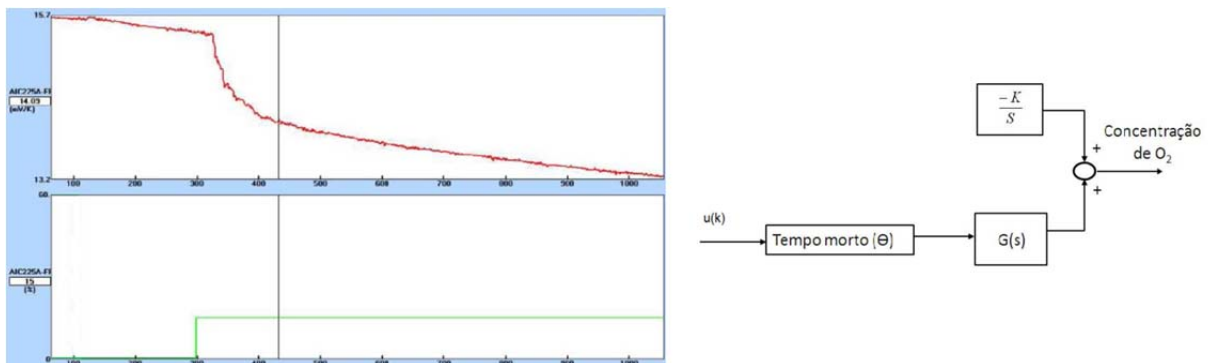


Figura 4: Comportamento não linear do processo e ao lado o diagrama de blocos do modelo.

3.2.1 Modelos obtidos por testes em degrau

A fim de validar a solução proposta, foram feitos testes em malha aberta, aplicando-se degraus na planta para estimar o ganho e a constante de tempo do modelo. O objetivo é comparar se os parâmetros encontrados via algoritmo implementado no PIMS seriam próximos aos encontrados pelos testes. Foram aplicados dois degraus positivos, um no transitório e outro em estado estacionário (a Figura 4 mostra apenas o degrau no período transitório). A Tabela 1 mostra os parâmetros encontrados pelos testes em malha aberta.

Tabela 1: Parâmetros dos modelos do forno em malha aberta

	Ganho (K)	Constante de tempo (τ)	Tempo morto (Θ)
$G_1(s)$	-0,68	25,38s	6s
$G_2(s)$	-0,052	36,47s	6s

3.2.2 Modelos obtidos pelo estimador no PIMS

A Tabela 2 mostra os parâmetros encontrados pelo estimador implementado no PIMS. Observa-se que há uma diferença, principalmente no ganho, que é justificada pelo fato de o algoritmo do estimador utilizar dados em malha fechada. Entretanto, a Figura 5 mostra que mesmo assim o modelo é válido e representa bem a dinâmica global do processo. Nota-se também alguns pequenos desvios, pelo fato de o algoritmo estar “ajustando” os parâmetros a cada iteração do algoritmo.



Figura 5: Validação do modelo estimado da concentração do O₂.

Tabela 2: Variação dos Parâmetros encontrados pelos modelos do forno via estimador no PIMS

Ensaio	Modelos	Ganho (K)	Constante de tempo (τ)	
Ensaio 01	G ₁ (s)	-0,36 a -0,21	22,74 a 20,94s	Período transitório
	G ₂ (s)	-0,21 a -0,31	20,94 a 29,68s	Estado Estacionário
Ensaio 02	G ₃ (s)	-0,43 a -0,18	19,48 a 16,86	Período transitório
	G ₄ (s)	-0,18 a -0,29	16,86 a 22,06	Estado Estacionário

3.3 Resultados em Malha Fechada

Após obter ótimos resultados com relação à modelagem do processo, o próximo passo era testar qual seria a melhor estratégia de controle utilizando o simulador virtual. Observando os dados de ambos os testes apresentados na Tabela 2, foi possível verificar que os parâmetros do processo realmente mudam e de forma imprevisível. Na prática, isso de fato acontece, por causa das condições iniciais de operação do equipamento que variam para cada tratamento térmico realizado. Nesse caso, concluiu-se que a melhor estratégia a ser simulada seria um controlador PID com adaptação dos seus ganhos (K_p e K_i).

A Figura 6 mostra a simulação da concentração de O₂ sendo controlada por um PID com ganhos adaptáveis. O resultado obtido mostra a dificuldade esperada para a convergência inicial dos parâmetros, visto que, nesse momento, o estimador online ainda tem o ganho de Kalman e a matriz de covariância com valores elevados, o que faz com que a variabilidade dos parâmetros estimados seja inicialmente alta. Após o término da primeira janela de tempo amostral, esses parâmetros assumem valores mais próximos à necessidade de adaptação do processo, e, por isso, os parâmetros estimados tendem a ter sua variabilidade diminuída, o que promove a estabilização da resposta simulada. Essa estabilização dos parâmetros possibilitou a decisão de testar na prática os ganhos (K_p e K_i) sugeridos pelo simulador.

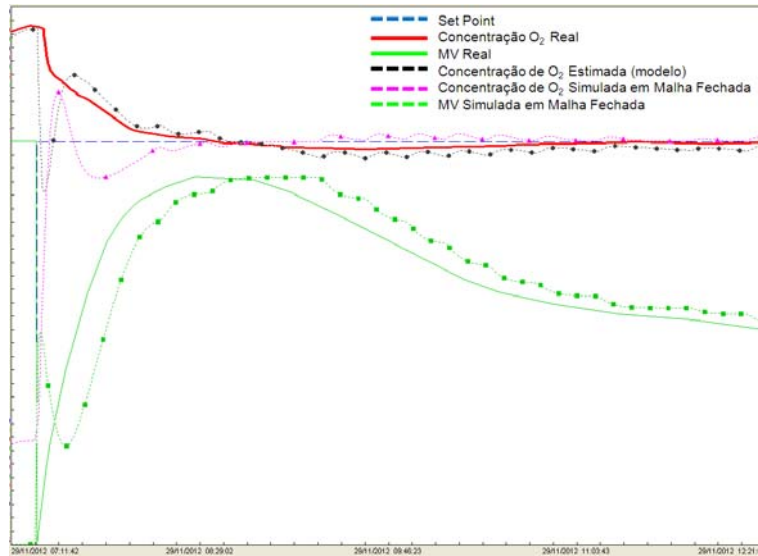


Figura 6: Simulação virtual no PIMS para do controle da concentração do O_2 via PID com adaptativo.

A Figura 7 já mostra um ensaio experimental da concentração de O_2 com um controle PID convencional (parâmetros fixos). Nesse caso, a PV demora cerca de 40 minutos para atingir o set point, o que é indesejável, por se tratar de uma reação química. Há também erros significativos em estado estacionário.

Na Figura 8 observa-se um experimento feito com o PID adaptativo. A adaptação dos ganhos do PID foi feita inserindo-se no CLP uma tabela de valores para K_p e K_i , alterando-os a cada cinco minutos, conforme o decorrer do teste. Os parâmetros K_p e K_i utilizados na tabela foram os mesmos parâmetros K_p e K_i que o simulador encontrou na simulação feita de forma offline, apresentada na Figura 6. Com a adaptação apropriada dos ganhos do controlador (já que o ganho do processo varia bastante no período transitório, foi possível reduzir para 20 minutos o tempo que a PV demorar para atingir o set point. Além disso, obteve-se também significativa redução de erro em regime permanente.

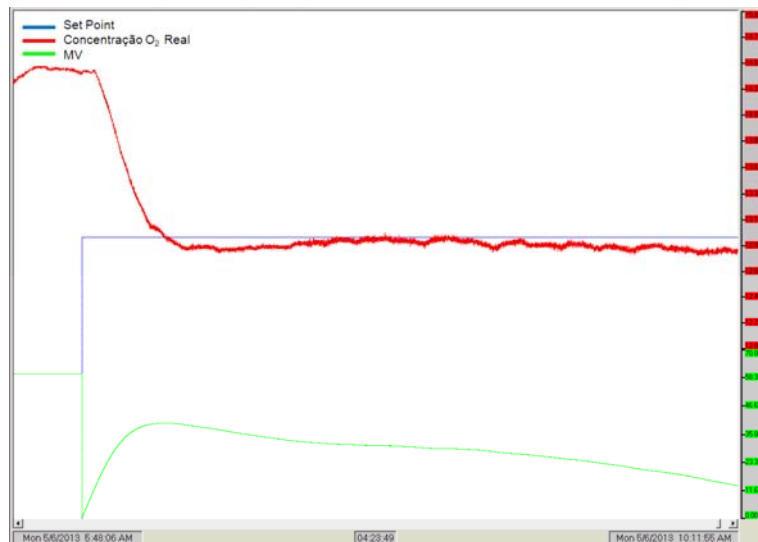


Figura 7: Resposta real da concentração de O_2 com controle PID convencional.

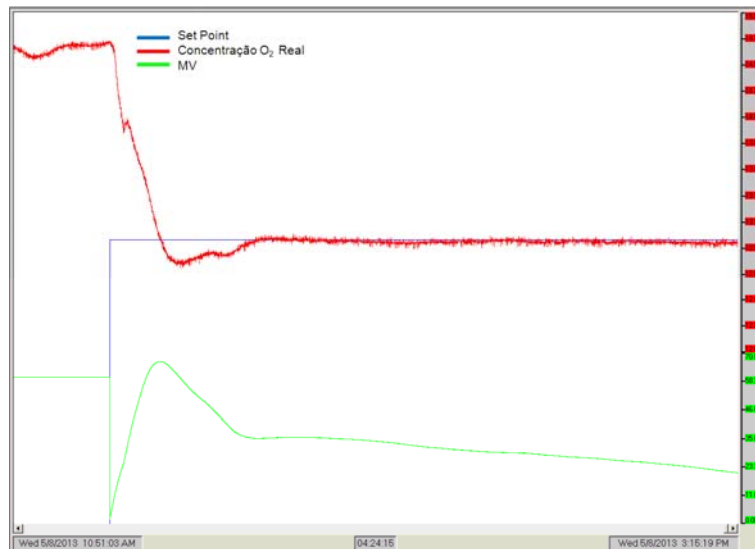


Figura 8: Resposta real da concentração de O₂ com controle PID adaptativo.

7 CONCLUSÃO

Apesar de ainda pouco aplicada na indústria, o algoritmo de estimação online dos parâmetros do processo apresentado nesse artigo mostrou-se uma ferramenta de grande importância para a melhor compreensão do comportamento dos processos estudados, resultando em uma maior margem para a otimização destes. Uma grande contribuição desse trabalho é a implementação do algoritmo em um sistema PIMS, visto que possibilita a modelagem adaptativa de qualquer parte do processo, em qualquer momento histórico armazenado, e a visualização do modelo simulado em um horizonte estendido, o que é inovador nesse contexto.

Outro ganho significativo foi a obtenção de um simulador virtual do processo modelado, dando margem não somente a entender o comportamento da planta, mas também a simulá-la com a estratégia de controle mais apropriada.

Os resultados significativos de melhoria no processo mostrados corroboram a possibilidade do engenheiro otimizar seu tempo de trabalho simulando os processos a partir da sua estação de trabalho, o que permite decidir melhor e mais rapidamente a estratégia e a técnica de sintonia ótimas, que trarão o melhor desempenho ao processo. A intenção é que essa estratégia seja implementada, futuramente, de forma online no processo.

REFERÊNCIAS

- 1 BENNET, S. A history of control engineering 1930-1955. Londres: IEE control Engineering Series 47, 1993.
- 2 MCMILLAN, G. K. et al. Advanced Process Control Unleashed: Plant Performance Management for Optimum Benefits. ISA, 2003.
- 3 OVERSCHEE, P. V.; DE MOOR, B. The end of heuristic PID tuning. IFAC Workshop on digital control: past, present and future PID control, Terrassa, Espanha, p. 687, 2001.
- 4 FIGUEIREDO, L. C. Desenvolvimento de um controlador auto-sintonizável para resfriamento de tiras a quente. Dissertação de mestrado. UFMG, 1995.
- 5 ASPENTECH. Manual da base de dados do Infoplus.21.
- 6 PAPASTRATOS, S. et al. State estimation for on-line first principle models. European Congress of Chemical Engineering, France, 1999.
- 7 SHINSKEY, F. G. Process Control Systems – Application, Desing and Tuning. New York: McGraw-Hill, 1996.

- 8 AGUIRRE, L. A. Introdução à Identificação de Sistemas – Técnicas Lineares e Não-Lineares Aplicadas a Sistemas Reais. Belo Horizonte: UFMG, 2004.
- 9 CLARKE, D. W. PID algorithms and their computer implementation. NTIS, Springfield (USA), v. 6, p. 305-316, 1984.
- 10 LIPTÁK, B. Good process control could have prevented this historic meltdown. Disponível em: www.controlglobal.com. Acesso em: 01 dez. 2009.
- 11 PENA, P. N. et al. Chaveamento de controladores PI em um sistema de controle de temperatura e vazão de ar. Anais do XII Congresso Brasileiro de Automática, SBA, p. 2330-2335, 2000.
- 12 ASTROM, K. J.; WITTENMARK, B. Adaptive control. Addison-Wesley Publishing Company, 1995.
- 13 LJUNG, L. System Identification – Theory for the user. Prentice Hall, 1987.
- 14 PHILLIPS, C. L.; NAGLE, H. T. Digital Control System: Analysis and Design. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- 15 BIERMAN, G. J.; THORNTON, C. L. Numerical comparison of Kalman filter algorithms: Orbit determination case study; Automatica, v.13, p. 23-35, 1977.
- 16 JOTA, F. G. Introdução ao controle adaptativo. Notas de aula, Universidade Federal de Minas Gerais.
- 17 BIERMAN, G. J. Measurement updating using the U-D factorization. IEEE Trans. Automatic Control
- 18 JOTA, F.G. The application of self-tuning and adaptive control techniques to a multivariable process. Londres: University of Oxford, 1987.
- 19 SEIXAS FILHO, C. Notas de aula de informática industrial. Disponível em: <http://www.cpdee.ufmg.br/~seixas/Paginall/Download/DownloadFiles/Pims.PDF>. Acesso em: 30 abr. 2013.
- 20 THORNHILL, N. F.; CHOUDHURY, M.A.A.S.; SHAH, S.L. The impact of compression on data-driven process analyses. Journal of Process Control, v.14, p. 389-398, 2004.