

Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics

Análise e identificação do modelo dinâmico do processo de combustão em um calcinador de alumina

Daniella dos S. F. Costa¹

Hydro Alunorte, Gerência de Área de Automação e Instrumentação, Barcarena, PA

Orlando Fonseca Silva²

Faculdade de Engenharia Elétrica, Instituto de Tecnologia, UFPA, Belém, PA

Resumo. O objetivo desse trabalho é identificar um modelo matemático representativo para o processo de combustão que acontece dentro de um calcinador, equipamento utilizado no processo de obtenção da alumina a partir da bauxita, na refinaria da Hydro Alunorte, em Barcarena. A alumina é matéria-prima básica para obtenção do alumínio.

Palavras-chave. Identificação de sistemas, calcinação, alumina, funções de transferência, espaço de estados.

1 Introdução

O processo de obtenção do alumínio primário é constituído de três etapas principais: (i) mineração da bauxita, nas proximidades das minas onde ela ocorre; (ii) refino da bauxita para a sua transformação em alumina (Al_2O_3); e (iii) processamento eletrolítico da alumina para a sua transformação em alumínio metálico. Em termos aproximados são necessárias quatro toneladas de bauxita para a produção de uma tonelada de alumínio primário [3].

É nesse cenário que se insere a fábrica da Hydro Alunorte, a maior refinaria de alumina do mundo.

Resumidamente, a calcinação consiste na última etapa do processo de obtenção da alumina a partir da bauxita, conhecido como processo Bayer. Nessa fase são retiradas as moléculas de água existentes no material. Toda essa etapa acontece em um equipamento de grande porte, um calcinador de leito fluidizado (CFB, no inglês *circulating fluid bed*), o qual é constituído, entre outros, de um precipitador eletrostático, fornalha e lança de descarga.

A principal motivação para realização desse trabalho, de identificação do processo dinâmico de combustão, foi a possibilidade de se estudar mais profundamente esse sistema, para posteriormente otimizá-lo, através da aplicação de técnicas de controle, e

¹ danysanf@hotmail.com, daniella.costa@hydro.com

² orfosi@ufpa.br

consequentemente contribuir para a redução do custo de produção da Hydro Alunorte.

De uma maneira geral, define-se combustão como uma reação química exotérmica entre duas substâncias ditas combustível e comburente, ocorrendo a altas temperaturas e com ritmos intensos [2].

Na operação normal do calcinador, o combustível utilizado é o óleo BPF (baixo ponto de fluidez). Este óleo é injetado através de quatro queimadores, montados nas paredes laterais inferiores do forno a uma temperatura entre 120°C e 140°C, depois de passar pelo processo de atomização com vapor.

Para completar a reação de combustão, é utilizado o oxigênio do ar atmosférico como comburente. O ar é injetado no sistema por equipamentos conhecidos como sopradores, que succionam o ar da atmosfera e o enviam para o processo, após uma etapa de aquecimento.

Portanto, em linhas gerais, o sistema em estudo é composto de quatro entradas e duas saídas.

- Entradas:

- 1) Vazão de ar (fornecido por sopradores), variável calculada no sistema de controle a partir da vazão nominal dos sopradores, que é conhecida. É expressa em Nm³/h (normal metro cúbico por hora);
- 2) Vazão de óleo BPF, medida por instrumento instalado na entrada da fornalha. É expressa em t/h;
- 3) Pressão do óleo BPF, medida por um instrumento na entrada da fornalha. É expressa em bar;
- 4) Hidrato, fornecido por uma rosca de alimentação, na entrada do calcinador, cuja velocidade é conhecida, e expressa em percentual.

- Saídas

- 1) Temperatura (medida por termopares dentro da fornalha, em três pontos diferentes: topo, meio e base). É expressa em graus *Celsius*;
- 2) Teor de oxigênio (medido por uma sonda em uma tubulação na saída da fornalha, por onde passam todos os gases resultantes da combustão), expresso em percentual.

2 Contextualização

A variável mais importante no processo de calcinação é a temperatura, por isso o controle de temperatura é o principal controle do calcinador.

O objetivo primordial do sistema de controle é mantê-la em torno de 950°C a 1000°C para assegurar que a última molécula de água seja removida e a alumina produzida atenda a parâmetros mínimos de qualidade.

Atualmente o controle de temperatura é feito utilizando duas técnicas: malhas de controle em cascata e controle *feedforward*, conforme a Figura 1, onde:

Gc1(s) – Controlador de Temperatura: Proporcional, Integral e Derivativo (PID)

$$Gc1(s) = 2.3 (1 + 1/200s + 40s) + FF \text{ Gain}$$

$$K1 = 0.12$$

Gc2(s) – Controlador de Vazão de Óleo Combustível: Proporcional, Integral (PI)
 $Gc2(s) = 0.5 (1 + 1/10s)$
 Gp(s) – Planta (fornalha)

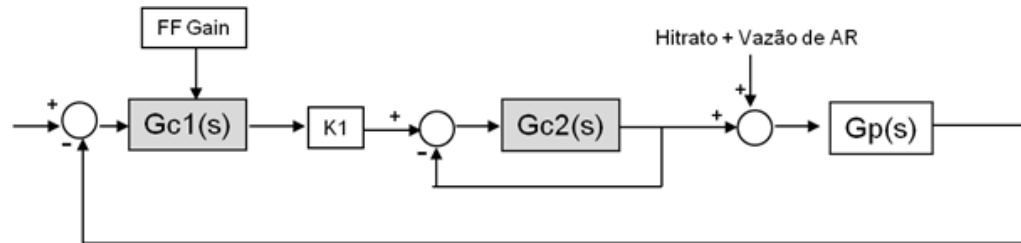


Figura 1: Diagrama de blocos representativo do sistema de controle de temperatura

O valor desejado de temperatura é inserido pelo operador do supervisório (*setpoint*). O algoritmo do PID processa as informações e a saída calculada é adicionado o ganho do *feedforward* (FF Gain). Esse valor servirá como referência para o controlador de vazão.

3 Identificação de sistemas

Identificação de sistemas é uma área do conhecimento que estuda técnicas alternativas de modelagem matemática, ou como definido por Zadeh (1962): é a determinação, baseada na entrada e saída, de um sistema (modelo) de uma classe de sistemas (modelos), para o qual o sistema em teste é equivalente (em termos de um critério) [4].

Uma das características dessa técnica é que pouco conhecimento prévio do sistema é necessário. No caso da modelagem do sistema de combustão da fornalha do CFB essa é a técnica que se mostra mais adequada.

3.1 Estimação de matrizes de estado

O método apresentado a seguir descreve a estimação estocástica de duas matrizes na representação de estados: a matriz da dinâmica do sistema Φ e a matriz de entrada Γ [1].

Considerando o modelo discreto linear representado no espaço de estados pela Equação 1:

$$x(k) = \Phi x(k - 1) + \Gamma u(k - 1) + e(k) \tag{1}$$

Sendo que:

$x(k) = [x_1(k) \ x_2(k) \ \dots \ x_n(k)]^T$: são os n estados no instante k

$u(k) = [u_1(k) \ u(k) \ \dots \ u(k)]^T$: são as r entradas no instante $k-1$

$e(k) = [e_1(k) \ e(k) \ \dots \ e(k)]^T$: são os valores dos erros de regressão para cada um dos estados, no instante k .

As matrizes na Equação 1 têm as seguintes dimensões: $\Phi \in \mathbb{R}^{n \times n}$ e $\Gamma \in \mathbb{R}^{n \times r}$

A Equação 1 pode ser reescrita na forma da Equação 2:

$$\begin{aligned} x(k) &= [\Phi \ \Gamma] \begin{bmatrix} x(k - 1) \\ u(k - 1) \end{bmatrix} \\ &= \Delta^T m(k - 1)^T. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 x(k)^T &= m(k-1)\Delta \\
 &= [x(k-1)^T \ u(k-1)^T] \begin{bmatrix} \Phi^T \\ \Gamma^T \end{bmatrix}
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

Tomando-se N aplicações, tem-se a Equação 3:

$$\begin{bmatrix} x(1)^T \\ x(2)^T \\ \vdots \\ x(N)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m(0) \\ m(1) \\ \vdots \\ m(N-1) \end{bmatrix} \Delta$$

$$X_N = M\Delta$$
(3)

A Equação 3 pode ser resolvida de forma recursiva usando o estimador MQR [1], conforme o algoritmo mostrado na Equação 4.

$$\begin{cases} K_k = \frac{P_{k-1} m(k-1)^T}{1+m(k-1)P_{k-1}m(k-1)^T}; \\ \hat{\Delta}_k = \hat{\Delta}_{k-1} + K_k [x^T(k) - m(k-1)\hat{\Delta}_{k-1}]; \\ P_k = P_{k-1} - \frac{P_{k-1} m(k-1)^T m(k-1) P_{k-1}^T}{1+m(k-1)P_{k-1}m(k-1)^T}. \end{cases}$$
(4)

4 Desenvolvimento e resultados

Devido a questões estratégicas, financeiras e de segurança da empresa, não foi possível realizar um experimento pré-definido para obtenção dos dados de processo. Devido a isso os dados utilizados na identificação foram obtidos em momentos de “operação normal” do calcinador, no mês de Dezembro de 2014.

Os dados (Figura 2) apresentam o forno em diferentes momentos. Eles foram escolhidos de forma intencional porque nesses momentos há variações nas entradas, o que faz com que a planta “se mostre”, para que seu comportamento seja apreendido a partir dos dados. Entretanto, não é objetivo desse trabalho obter modelos para os momentos de partida e parada do equipamento, e sim para os momentos de estabilidade da produção, esteja ela reduzida ou não.

Os conjuntos de dados foram divididos em dois grupos: dados de produção reduzida (vazão de óleo combustível abaixo de 9 t/h), representados no conjunto de dados 1 e de máxima produção (acima de 9 t/h), contidos no conjunto de dados 2.

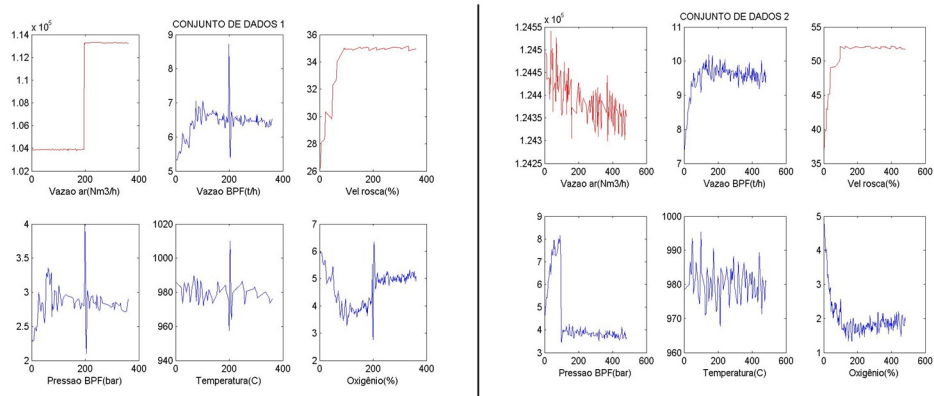


Figura 2: Conjuntos de dados utilizados na identificação.

O conjunto 1 apresenta dados do dia 27/12/14 às 20:00 até o dia seguinte às 02:00.

O conjunto 2 apresenta dados do dia 30/12/14 às 21:00 até o dia seguinte às 05:00.

A taxa de amostragem dos dados é de 1 minuto. Considerando que a constante de tempo do sistema é da ordem de 4 a 8 minutos, essa taxa de amostragem pode ser considerada satisfatória.

Aplicando-se o método de estimação de matrizes de estado apresentado na seção 3.1 aos dados apresentados, obtiveram-se os resultados mostrados na Figura 3.

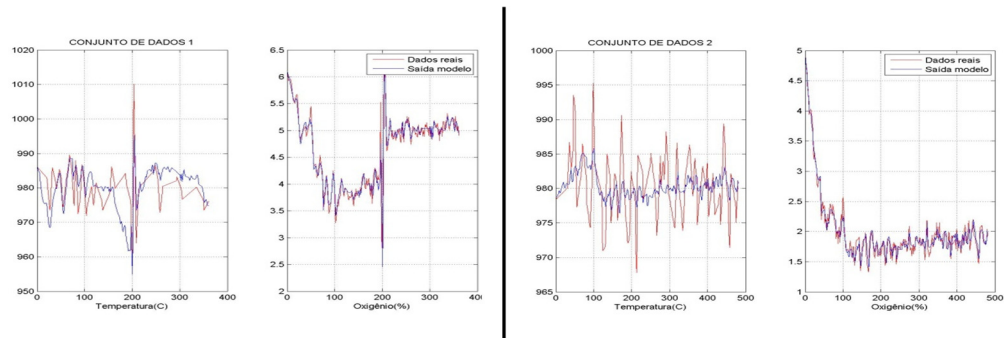


Figura 3: Resultados da identificação.

Avaliando visualmente os gráficos é possível perceber que o modelo obtido para representação da saída “oxigênio” é significativamente melhor do que o modelo obtido para a variável de saída “temperatura”, conclusão esta que pode ser verificada calculando-se o erro médio entre as saídas resultantes da simulação do modelo e os dados reais (Tabela 1).

Tabela 1: Erro médio para cada conjunto de dados.

Conjunto de dados	Saída Temperatura (°C)	Saída Oxigênio (%)
1	0,0102	-0,0004601
2	-0,0165	0,0003148

Considerando-se que, por definição da engenharia de processo da área de Calcinação da Hydro Alunorte, é aceitável uma variação de até 5°C na temperatura (para mais ou para menos) e até 0,1% no teor de oxigênio (para mais ou para menos), ambos os conjuntos de dados apresentam resultados aceitáveis.

Repetindo-se a Equação 1 e acrescentando-se a Equação 5 têm-se o modelo discreto linear representado no espaço de estados.

$$x(k) = \Phi x(k - 1) + \Gamma u(k - 1) + e(k) \quad (1)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k) \quad (5)$$

Substituindo-se as matrizes calculadas, obtiveram-se os seguintes modelos:

Conjunto1:

$$x(k) = \begin{bmatrix} 1.0234 & -9.8931 \\ 0.0033 & 0.0341 \end{bmatrix} x(k-1) + \begin{bmatrix} -9.5038 & 0.0011 & -1.0728 & 9.7176 \\ -1.1010 & 2.0071 & -0.0656 & -0.0640 \end{bmatrix} u(k-1) + e(k)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Conjunto2:

$$x(k) = \begin{bmatrix} 0.9219 & -3.0245 \\ 0.0001 & 0.4426 \end{bmatrix} x(k-1) + \begin{bmatrix} -3.7354 & 0.0001 & -0.5048 & 5.7905 \\ -0.0234 & 0.1570 & -0.0287 & 0.0060 \end{bmatrix} u(k-1) + e(k)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x(k) + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Realizando-se a conversão do modelo em espaço de estados para a representação por funções de transferência discretas obtém-se o seguinte resultado (Figura 4).

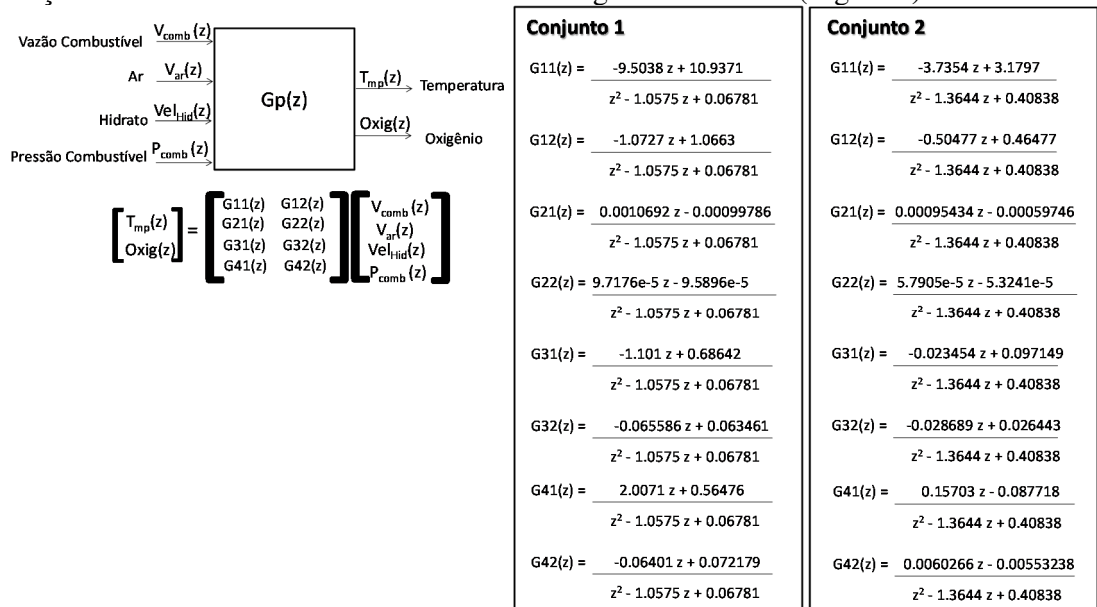


Figura 4: Funções de transferência do sistema.

5 Conclusões e sugestões de trabalhos futuros

O principal objetivo deste trabalho foi a identificação de um modelo dinâmico representativo do processo de combustão que acontece dentro da fornalha de um calcinador, instalado na refinaria de alumina da Hydro Alunorte, em Barcarena – Pará.

Avaliando-se as características físicas e químicas do processo, estabeleceu-se um sistema multivariável (MIMO) com quatro entradas (vazão de óleo combustível, pressão

de óleo combustível, vazão de ar e alimentação de hidrato) e duas saídas (temperatura e oxigênio) representativo do processo para ser identificado.

Foram selecionados dados de operação normal do calcinador e aplicado o método de estimação de matrizes de estado descrito por Aguirre [1] e obteve-se dois conjuntos de dados e suas respectivas representações em espaço de estados e por funções de transferência.

A principal sugestão de trabalho futuro é a de se projetar um sistema de controle de combustão completo, a partir do modelo obtido, envolvendo as entradas mapeadas, já que atualmente, a única variável efetivamente controlada, de forma automática, é a vazão de combustível; as demais dependem de atuação manual do operador do sistema de controle.

Esse projeto poderá seguir métodos clássicos de controle, como o projeto de PID, por exemplo, ou envolver técnicas tais como controle *fuzzy* ou adaptativo.

Outro tópico que certamente merece atenção é o estudo do impacto da otimização da combustão emissão de particulado e poluentes pela chaminé. Várias literaturas sugerem haver uma relação de dependência forte entre essas duas variáveis.

Finalmente sugere-se que seja feito um estudo de viabilidade econômico-financeira mais aprofundando, já que o retorno esperado é grande, devido ao alto custo do óleo BPF no mercado.

Agradecimentos

Agradeço à empresa Hydro Alunorte, em especial à gerência da Automação, pelo suporte necessário e indispensável para execução desse trabalho. Aos professores do programa de mestrado profissionalizante pelos ricos ensinamentos.

Referências

- [1] A. L. Aguirre, Introdução à identificação de sistemas: Técnicas lineares e não-lineares aplicadas a sistemas reais, 2 ed, UFMG, (2004).
- [2] L. C. Jen, Curso de Combustão Industrial: Estequiometria das reações de combustão. IPT/AET.
- [3] MME. Relatório Técnico 62: Perfil do Alumínio. Secretaria de Geologia, Mineração e Transformação Mineral. Ministério de Minas e Energia – MME. Setembro, (2009).
- [4] Y. Zhu, Multivariable system identification for process control, Elsevier, (2001).