



Identificação e Caracterização de Modelos ARX para Cubas Eletrolíticas tipo Prebaked via Sinais de Corrente e Tensão

Antonio José da Silva¹, João Viana da Fonseca Neto², João Inácio Nunes de Moraes³
Carlos Augusto Pereira Braga⁴ e Fernando Costa⁵

¹ Universidade Virtual do Estado do Maranhão, Faculdade Pitágoras, São Luís, Brasil, antoniojs@pitagoras.com.br

² Universidade Federal do Maranhão, São Luís, Brasil, jviana@dee.ufma.br

³ Universidade Federal do Maranhão, São Luís, Brasil, joaoinacio13@hotmail.com

⁴ Alcoa, São Luís, Brasil, Carlos.Braga@alcoa.com.br

⁵ Alcoa, São Luís, Brasil, Fernando.Costa@alcoa.com.br

Resumo: O problema do efeito anódico que ocorre nas cubas eletrolíticas é danoso ao meio ambiente. Os sinais de corrente e tensão de três cubas são analisados e a partir dessas referências são estimados parâmetros que ajustaram uma estrutura ARX. As teorias de identificação e processamento de sinais são utilizadas para dar o suporte teórico e metodológico nesta pesquisa. A partir dos modelos obtidos é feita a simulação dos modelos, seus índices de ajustes são observados e em seguida a validação ocorre nas três cubas envolvidas no processo. Neste trabalho a caracterização dos modelos polinomiais é realizada obtendo uma estrutura de pólos, zeros e atrasos que caracterizam as três cubas. A resposta dos modelos é analisada no tempo com o propósito de saber o quanto os modelos respondem a transitórios.

Palavras chave: cuba eletrolítica, modelo ARX, função de transferência, validação de modelos.

1. INTRODUÇÃO

Sistemas industriais são complexos, dada essa complexidade busca-se conhecer os processos para então poder interferir e diminuir problemas que muita das vezes influenciam em nossa qualidade de vida.

A idéia básica da identificação de sistemas é permitir a construção de modelos matemáticos de um sistema dinâmico baseado em medidas. Em identificação paramétrica, efetua-se ajustes de parâmetros para um dado modelo até que a saída coincida tão bem quanto possível com as saídas medidas, [4] e [7].

Nesse contexto este artigo propõe a seleção de modelos polinomiais do tipo ARX (Auto-regressivo com entrada exógena), que caracterize o funcionamento de Cubas Eletrolíticas tipo prebaked [1].

Os modelos matemáticos constituem um eficiente mecanismo para resumir o conhecimento acerca de um processo ou sistema e o sucesso de modelos discretos paramétricos na aproximação de sistemas dinâmicos contínuos no tempo é bem conhecido, [8] e [7].

Apresenta-se neste trabalho uma investigação utilizando a teoria de identificação de sistemas sob o ponto de vista da classificação caixa preta, [7] e [8].

Esta classificação é utilizada para caracterizar os modelos paramétricos na Teoria de Identificação, segundo os princípios e leis que regem os sistemas do mundo real [7].

2. JUSTIFICATIVA

Para a complexidade dos sistemas industriais as ferramentas matemáticas tradicionais são deficientes em modelar algumas características típicas destes sistemas, tais como não-linearidades, atrasos variantes no tempo, perturbações não brancas, [10].

No caso específico de modelagem de sistemas para fins de controle, esta complexidade causa problemas na escolha da melhor estrutura e o estimador mais eficiente para o modelo que se deseja representar [4], [7] e [8].

3. OBJETIVOS

Este trabalho consiste na seleção de estruturas ARX variando o número de pólos, zeros e atrasos, fazendo-se necessário posteriormente a identificação dos parâmetros de ajuste desses modelos à saída medida para que diante destes resultados possa-se obter a função de transferência discreta da cuba eletrolítica em estudo e poder caracterizar seu funcionamento com outras cubas, observando as estruturas comuns e os parâmetros encontrados [8], [1].

Dessa forma, contribuir para a detecção do efeito anódico no processo produtivo do alumínio, diminuindo seus impactos ao meio ambiente como em [1] e [11], constitui o foco deste trabalho.

4. O EFEITO ANÓDICO

O Efeito Anódico (EA), é indesejável no processo produtivo do alumínio, o EA está associado a muitas variáveis do

processo. No entanto grande parte de sua ocorrência é ocasionada em função da diminuição da concentração de alumina no banho eletrolítico.

As cubas eletrolíticas dispostas em 3 linhas de produção que estão em uma ligação elétrica em série mas produzem alumínio de forma independente são os objetos de estudo em um pátio industrial. A tensão de cada uma das cubas, ligadas em série, varia de 4 a 5 Volts, dos quais apenas 1,6 V são necessários para a eletrólise propriamente dita. Esse valor de tensão de 1,6 V se refere a tensão do efeito bateria (B_{emf}), [12].

A diferença de tensão é necessária para vencer resistências do circuito e gerar calor para manter o eletrólito em fusão, [12], e [1]. O efeito anódico é um evento não desejável no processo produtivo do alumínio. Ele pode ser causado por uma baixa concentração de alumina no banho eletrolítico ou por uma baixa temperatura da cuba, que faz com que o banho fique mais resistivo, assim o efeito anódico faz com que haja um aumento rápido de tensão da cuba, alcançando valores até 10 vezes maiores que os valores normais.

A ocorrência do efeito anódico é atribuída a formação de um filme isolante, e com esse comportamento o banho não pode mais molhar a superfície anódica, até que a barreira de gás isolante seja quebrada.

O efeito anódico causa um aumento extremo na tensão da cuba e conseqüentemente uma elevação na temperatura do banho, com temperaturas altíssimas, resultando em um distúrbio térmico, com a possibilidade de ocorrer o derretimento da camada isolante da cuba, e as conseqüências finais são a perda de produção em toda a linha de cubas e sua vida útil diminuída e a produção de gases PFCs (*Perfluorocarbons*).

Um alto consumo de energia é outra conseqüência do efeito anódico. Com aumento da resistência há um aumento na energia consumida e mais energia transformada em calor, com isso a temperatura do banho também aumenta, com essa temperatura elevada, há um desgaste maior da cuba podendo ocorrer o derretimento da camada sólida e isolante da cuba, afetando assim o balanço térmico da cuba e sua vida útil, [1], [3], e [6].

4. METODOLOGIA

Este trabalho utiliza dados de corrente e tensão de três cubas eletrolíticas tipo prebeaked em pleno funcionamento, aqui classificadas em (A, B e C). Os dados são obtidos via computadores de processo em um pátio industrial. O intervalo dos dados compreende 200 milissegundos para cada amostra, mas para efeito de estudo os sinais foram tomados em intervalos de 5 amostras, assim teremos os dados utilizados neste trabalho no intervalo de 1 segundo assim como em [1]. Em [1] é apresentada a Tabela 1 que caracteriza as fases de funcionamento da cuba pelos níveis de tensão.

Tabela 1: Classificação dos Níveis de Tensão

Fase	Limite Inferior(>)	Limite Superior(<)
Normal	4,1 v	4,5 v
Pré-anódico	4,5 v	4,8 v
Anódico leve	4,8 v	5,0 v
Anódico	8,0 v	>8,0 v

Os dados são agrupados como descrito na Eq. 1,

$$Z^N = \{Y, U\} \quad (1)$$

sendo $Y = y(t)$, $U = u(t)$ para $t = 1, \dots, N$ especificando os instantes de amostragem. Dos dados utilizados no processo de estimação são retiradas as médias e tendências, o que é necessário segundo [7] e [8]. Após definir o intervalo de amostragem dos sinais de estudo, é feito então o carregamento desses dados coletados de forma computacional, com o intuito de minimizar os erros possíveis, visto a complexidade dos cálculos, e obter resultados com mais rapidez.

Neste trabalho inicialmente são elaborados os modelos ARX que melhor representam o funcionamento da cuba A conforme descrito na metodologia de [1]. Os modelos de [1] selecionados como os melhores ajustes à saída medida são validados com os dados das cubas B e C, medindo dessa forma seus ajustes aos reais níveis de tensão..

Em seguida é feita a identificação de modelos das cubas B e C com parâmetros $na = \{1, 2\}$, $nb = \{1, 2\}$, de forma que $na \geq nb$ e nk variando de 0 a 9, procurando assim uma estrutura polinomial de até grau 2, uma vez que em [1] o melhor ajuste foi um modelo polinomial discreto de ordem 9. A variação da quantidade de parâmetros do modelo polinomial é feita buscando de forma combinatória, os melhores ajustes estáveis em malha fechada por meio de índices definidos na pesquisa. Em seguida os modelos selecionados com zeros e pólos dentro do círculo unitário são validados com o restante dos dados não utilizados na estimação dos parâmetros, incluindo nessa etapa os sinais de todas as cubas em estudo.

1.1. O Modelo

O modelo ARX utiliza o método dos mínimos quadrados para o ajuste de seus parâmetros. Partindo do modelo polinomial linear mais geral das entradas e saídas.

$$A(q)y(t) = \sum_{i=1}^{nu} \frac{B_i(q)}{F_i(q)} u_i(t - nk_i) + \frac{C(q)}{D(q)} e(t) \quad (2)$$

Na Eq. 2, na é o número de parâmetros do polinômio $A(q)$, nb corresponde ao número de parâmetros do polinômio $B(q)$. Tendo na como o número de pólos, $(nb - 1)$ o número de zeros e nk é o atraso da saída em relação à entrada. O operador de atraso q^{-1} representa $u(t) q^{-1} = u(t - T)$ de forma que $y(t) q^{-1} = y(t - 1)$, $e(t)$ é ruído branco. Os polinômios são definidos como:

$$A(q) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{na} q^{-na} \quad (3)$$

e

$$B(q) = b_1 q^{-1} + \dots + b_{nb} q^{-nb+1} \quad (4)$$

Tomando $C(q) = D(q) = E(q) = F(q) = 1$ e $A(q)$ e $B(q)$ polinômios arbitrários a Eq. 2 fica da forma:

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t - nk) + \frac{1}{A(q)} e(t) \quad (5)$$

Uma vez que o ruído $e(t)$ aparece diretamente na equação, o modelo ARX é classificado como pertencendo à classe de modelo de erro, ou seja, o erro é inerente ao processo. De forma geral,

$$y(t) = \varphi^T(t)\theta + e(t) \quad (6)$$

onde θ é o vetor de parâmetros e $\varphi^T(t)$ é o vetor das medidas e $e(t)$ uma perturbação no processo. Assim, a saída estimada é dada por:

$$\hat{y}(t|\theta) = \varphi^T(t)\theta \quad (7)$$

Pelo método dos mínimos quadrados obtemos $\hat{\theta}$. Φ^T é a matriz de observação dos dados e Y^T é o vetor de saída.

$$\hat{\theta}_{MQ} = [\Phi^T \Phi]^{-1} \Phi^T Y \quad (8)$$

O algoritmo de estimação dos mínimos quadrados é assintoticamente não polarizado se a perturbação, $e(t)$, atuante no processo é uma sequência de variáveis aleatórias do tipo branca. Para que se obtenham valores estimados não polarizados quando a perturbação não é branca, utiliza-se o método da variável instrumental (IV), correlacionando-a com a entrada e saída e descorrelacionando-a do ruído do sistema. Definindo $Z(N)$ como a variável instrumental, tal que $E\{Z^T(N)E(N)\} = 0$ e $E\{Z^T(N)Y(N)\} \neq 0$, com uma matriz não singular, e após algumas manipulações algébricas o estimador pela variável instrumental é definido como:

$$\hat{\theta}_{IV} = [Z^T(N)\Phi(N)]^{-1} Z^T(N)Y(N) \quad (9)$$

A partir destas informações simula-se o modelo linear. A validação acontece com os dados não utilizados no processo de estimação. Um índice que mede o ajuste da tensão estimada e da tensão real é dado por

$$F = 100 \times \left[1 - \frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - \bar{y}\|} \right] \quad (10)$$

onde \hat{y} é a saída estimada e \bar{y} é a média da saída. Outro critério adotado é o *Akaike's Final Prediction Error* (FPE) dado por:

$$FPE = V \left(\frac{1 + \frac{d}{N}}{1 - \frac{d}{N}} \right) \quad (11)$$

Ambos simulam a situação de validação transversal, onde o modelo é testado em outros dados fixos, [7]. V é a função de perda, é um ajuste quadrático para a estrutura em questão.

$$V = \det \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varepsilon(t, \theta_N) [\varepsilon(t, \theta_N)]^T \right\} \quad (12)$$

$d = na + nb$ é o número total de parâmetros estimados e N é o conjunto total dos dados e $\varepsilon(t, \theta_N) = y(t) - \hat{y}(t, \theta)$ é o erro de predição [8].

5. RESULTADOS

A simulação de modelos discretos corresponde à solução da equação à diferença, e o procedimento é direto na Eq. (10).

$$\begin{aligned} \hat{y}(t|\theta) = & -a_1 y(t-1) - \dots - a_{na} y(t-na) + b_1 u(t-1) \\ & + \dots + b_{nb} u(t-nk-nb+1) \end{aligned} \quad (13)$$

A Figura 1 apresenta os sinais de tensão e corrente sem médias e tendências das cubas A, B e C. Na mesma figura podem ser encontrados os dados com ocorrência das fases normal até a fase pré-anódica conforme estabelecido na Tabela 1.

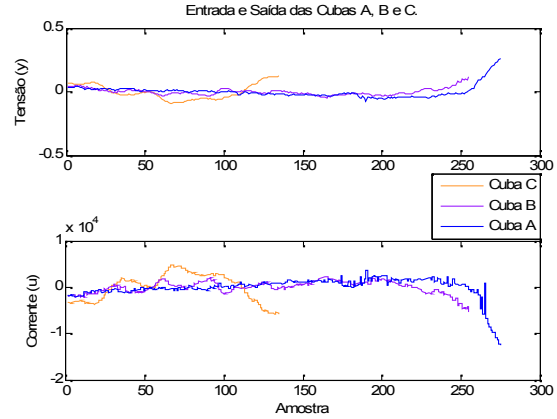


Figura 1. Entrada e saída dos sinais utilizados.

Inicialmente é feita a validação dos modelos de [1], todos estáveis em malha fechada, nas cubas B e C com 3 e 5 passos à frente conforme a Tabela 2. Na fase de validação é medido o ajuste dos modelos criados à saída real dos dados, e esse ajuste é descrito pela Eq. 10, [8] e [9]. Para analisar o horizonte de predição um índice é extremamente necessário, a saber a Eq. 11, que mede o erro de predição final dos modelos que é dado em função da função de perda ou *Loss Function* [8].

Tabela 2: Validação dos modelos da Cuba A.

Modelo	Validação / Predição			
	Cuba B		Cuba C	
Cuba A	3 passos	5 passos	3 passos	5 passos
iv969	60,69%	39,46%	79,84%	64,85%
arx778	60,01%	45,22%	70,34%	56,26%
arx879	59,34%	44,66%	68,55%	53,84%
arx779	59,19%	44,46%	68,33%	53,55%
arx889	58,99%	44,15%	67,94%	52,95%
arx988	58,17%	43,19%	66,79%	51,55%
iv978	57,89%	36,54%	78,78%	65,22%
iv1059	57,84%	43,18%	74,57%	60,08%

Na Tabela 2, pode-se observar que os modelos gerados pelos dados da cuba A apresentam um erro menor de ajuste à saída medida nos dados da cuba C, apresentando ainda ajustes em torno de 65% no que se refere a horizonte de predição a cinco passos.

Tabela 3: Validação dos modelos da Cuba A com $nk = 0$.

Modelo	Validação / Predição			
	Cuba B		Cuba C	
Cuba A	3 passos	5 passos	3 passos	5 passos
iv920	80,40%	75,91%	89,37%	86,12%
arx1090	79,89%	75,65%	87,64%	84,08%
arx1070	79,83%	75,59%	87,51%	83,87%
arx10100	79,54%	75,34%	87,71%	84,29%
iv1040	79,42%	75,10%	89,21%	85,62%
iv910	79,29%	74,83%	87,81%	84,25%
iv1010	78,68%	74,35%	86,33%	82,48%
arx1010	77,84%	73,68%	86,44%	83,23%

Os modelos sem atraso não apresentam a dinâmica do processo uma vez que não utilizam as saídas e entradas

passadas para gerar as saídas futuras. Na Tabela 3, pode ser notado um melhor ajuste dos modelos sem atraso da cuba A nos dados da cuba C, da mesma forma que pôde ser observado na Tabela 2. Nas Tabelas (2) e (3) pode-se observar o desempenho dos modelos selecionados em [1], a saber os modelos iv978, iv969, iv920 e arx1090, desempenho esse medido segundo sua capacidade de representar os dados de outras cubas e de predizer seus níveis de tensão.

Neste trabalho utilizamos dados provenientes de mais de uma cuba eletrolítica tipo prebeaked além da cuba que denominamos cuba A, esta com 275 amostras entre a fase normal e a fase pré-anódica. Classificamos as outras cuba em cuba B e cuba C, respectivamente com 255 e 135 amostras de corrente e tensão de seu pleno funcionamento.

Para a modelagem das cubas B e C, diferentemente do que foi feito em [1], preferimos buscar modelos de até no máximo 2 pólos e com no máximo 9 atrasos, que possam ser utilizados para predição do efeito anódico, uma vez que os modelos encontrados com melhor ajuste à saída medida na cuba A foram de ordem elevada, chegando a 10 pólos.

Tabela 4: Validação dos modelos da Cuba C.

Modelo	Validação / Predição			
	Cuba C			
	Validação	3 passos	5 passos	20 passos
arx115	81,74%	82,80%	73,28%	-170,90%
arx116	79,30%	83,16%	74,25%	-86,53%
arx217	77,71%	83,40%	74,94%	-48,58%
iv112	72,97%	73,63%	73,03%	72,97%
arx111	72,77%	79,21%	75,30%	72,73%
arx221	69,80%	77,88%	72,03%	69,75%
arx211	69,19%	78,56%	72,67%	69,10%
arx212	65,57%	75,60%	67,45%	65,52%
iv114	61,81%	61,82%	61,81%	61,81%

Na Tabela 4, são apresentados os modelos com estabilidade garantida e que obtiveram os melhores ajustes, podendo ser destacado os modelos iv112 e arx111 por sua pouca variabilidade desde o processo de validação até a predição dos níveis de tensão a 20 passos à frente.

Tabela 5: Validação dos modelos da Cuba C com $nk = 0$.

Modelo	Validação / Predição			
	Cuba C			
	Validação	3 passos	5 passos	20 passos
arx110	90,03%	90,26%	90,05%	90,03%
arx210	89,84%	90,09%	89,86%	89,83%
arx220	89,29%	92,82%	91,04%	88,78%
iv110	88,61%	88,63%	88,61%	88,61%
iv210	88,49%	88,56%	88,49%	88,49%

Os modelos apresentados na Tabela 5 apresentam resultados elevados chegando a 90% de ajuste à saída medida com um modelo de 1 pólo e 92% de ajuste no horizonte de predição a 3 passos, cujo modelo possui 2 pólos.

Nas Tabelas 6, 7, 10 e 11, é feita a validação dos modelos estáveis das Cubas B e C. Os modelos encontrados e validados são de até no máximo 2 pólos e atrasos variando de 0 a 9. Para a validação dos modelos anteriormente selecionados, foram utilizados os dados de outras cubas, no caso para validação de C foram utilizados os dados da cuba B e da cuba A, buscando saber o quão os modelos conseguem se representar os níveis de tensão dessa fase de

validação. Nessas tabelas buscou-se também saber das propriedades preditivas de cada modelo, e no presente estudo utilizamos como fator a ser observado o ajuste, medido pela Eq. 10, para predição a três, cinco e vinte passos.

Tabela 6: 2ª Validação dos modelos da Cuba C.

Modelo	Validação / Predição				
	Cuba B		Cuba A		
	Valida	5 passos	Valida	3 passos	5 passos
arx115	67,83%	44,03%	81,25%	76,88%	69,47%
arx116	63,33%	44,05%	78,79%	78,20%	70,84%
arx217	59,50%	43,17%	-147,8%	78,82%	70,72%
iv112	59,82%	59,85%	57,80%	58,69%	57,88%
arx111	60,01%	61,71%	59,16%	68,27%	62,90%
arx221	56,21%	57,86%	56,08%	67,05%	59,28%
arx211	56,34%	58,74%	55,60%	68,26%	60,55%
arx212	49,92%	51,75%	51,47%	64,44%	54,00%
iv114	45,48%	45,48%	45,95%	45,96%	45,95%

Na Tabela 6 podemos observar que para um horizonte de predição a 5 passos o modelo arx111 não apresenta perda de generalidade, o que pode ser observado quando comparado com os dados das cubas B e A. O modelo arx115 apresenta bom ajuste aos dados fixos das cubas B e A.

Tabela 7: Validação dos modelos da Cuba C com $nk = 0$.

Modelo	Validação / Predição				
	Cuba B		Cuba A		
	Valida	5 passos	Valida	3 passos	5 passos
arx110	79,78%	79,81%	75,18%	75,61%	75,23%
arx210	79,76%	79,78%	75,05%	75,49%	75,09%
arx220	80,40%	82,71%	73,02%	76,46%	76,13%
iv110	80,52%	80,52%	73,30%	73,32%	73,30%
iv210	80,47%	80,47%	73,04%	73,14%	73,04%

Na Tabela 7 pode ser destacado o modelo arx110 e iv110 que apesar de possuírem apenas um zero, conseguem caracterizar o funcionamento das cubas em estudo.

Tabela 8: Validação dos modelos da Cuba B.

Modelo	Validação / Predição			
	Cuba B			
	Validação	3 passos	5 passos	20 passos
arx112	54,70%	61,29%	56,16%	54,62%
iv113	46,83%	54,46%	48,56%	46,83%
iv112	45,64%	60,98%	51,45%	45,44%
arx212	43,42%	60,23%	50,43%	43,28%
arx222	39,91%	56,79%	46,74%	39,90%
arx223	21,67%	60,08%	47,32%	24,12%

Na Tabela 8, pode-se observar que os modelos gerados pelos dados da cuba B não apresentam um desempenho tão acentuado quanto os modelos da Cuba C, mas para um horizonte de predição 3, os modelos conseguem ficar em torno de 61%, sendo destaque o modelo arx112 que apresenta-se um como o melhor modelo com 3 passos à frente e a 20 passos possui o ajuste próximo ao da fase de validação inicial.

Tabela 9: Validação dos modelos da Cuba B com $nk = 0$.

Modelo	Validação / Predição			
	Cuba B			
	Validação	3 passos	5 passos	20 passos
iv210	80,85%	81,13%	80,88%	80,85%
iv110	80,51%	80,52%	80,51%	80,51%
arx220	78,50%	85,49%	82,02%	78,50%
arx210	77,13%	78,43%	77,36%	77,12%
arx110	76,77%	77,15%	76,80%	76,77%

Na Tabela 9 os destaques são os modelos com 1 e 2 pólos, estimados com o acréscimo da variável instrumental ao processo.

Tabela 10: 2ª Validação dos modelos da Cuba B.

Modelo	Validação / Predição				
	Cuba C		Cuba A		
Cuba B	Valida	5 passos	Valida	3 passos	5 passos
arx112	71,31%	73,40%	57,23%	66,05%	60,72%
iv113	64,45%	66,82%	49,13%	59,20%	52,76%
iv112	60,17%	69,02%	45,87%	67,57%	58,38%
arx212	57,09%	67,71%	42,33%	66,35%	56,83%
arx222	54,43%	64,70%	39,61%	63,44%	53,46%
arx223	30,10%	64,47%	19,95%	66,72%	55,60%

Na Tabela 10 observa-se que o modelo arx112 apresenta o melhor ajuste, tanto na cuba C quanto na cuba A.

Tabela 11: Validação dos modelos da Cuba B com $nk = 0$.

Modelo	Validação / Predição				
	Cuba C		Cuba A		
Cuba B	Valida	5 passos	Valida	3 passos	5 passos
arx110	87,46%	87,47%	78,29%	78,39%	78,30%
arx210	87,70%	87,85%	77,97%	78,50%	78,08%
arx220	87,46%	91,00%	71,06%	76,25%	75,82%
iv110	92,89%	92,89%	75,92%	75,92%	75,92%
iv210	93,14%	93,15%	75,33%	75,59%	75,37%

Na Tabela 11 os modelos selecionados apresentam bons ajustes, destaque para o iv110 com 92% de ajuste à saída medida com predição de 5 passos.

Neste trabalho os modelos da cuba C, iv112 e arx111, e da cuba B o arx112 são analisados com sua resposta no tempo e na frequência. O modelo iv112 apresenta o índice de $4.76987e-005$ para a função de perda e o FPE = $5.16735e-005$. Já o modelo arx111 apresenta a função de perda igual a $2.58614e-005$ e o FPE = $2.80165e-005$. O modelo arx112 da cuba B apresenta $V = 3.15681e-005$ e FPE = $3.60778e-005$. Quando analisada a resposta ao degrau para um ganho unitário, o modelo iv112 é mais sensível às variações de entrada e acomoda mais rápido em relação aos outros dois modelos destacados, os outros dois possuem tempo de acomodação em torno de 10 s e tempo de subida em torno de 5 s. Mas quando analisada a resposta ao impulso o modelo iv112 apresenta grande variação perto de 2 s. mas acomoda mais rapidamente que os demais, algo próximo de 5 s. Os modelos apresentam uma margem de ganho em torno de 94 dB e margem de fase no infinito.

4. CONCLUSÃO

Após as simulações com modelos polinomiais pode-se perceber que em geral os modelos elaborados da cuba A conseguem descrever o comportamento dinâmico de outras cubas, os modelos são o iv978, iv969 e iv920. A busca por modelos com até 2 pólos e no máximo 9 atrasos foi satisfatória uma vez que os modelos elaborados obtiveram ajustes em torno de 76% e com boas características de predição, vários dos modelos apresentados possuem bons ajustes à saída medida, no entanto escolhemos modelos os modelos são o iv112, arx111 e o arx112, por possuírem menor ordem possível, o que mostra que modelos de até 2

pólos podem caracterizar bem o funcionamento da planta em estudo.

ACKNOWLEDGMENTS

À UFMA/LCP pelo local de trabalho, à FAPEMA/CAPES, pelo apoio financeiro.

REFERENCES

- [1] A. J. Silva, J. V. da Fonseca Neto, N. F. Nagem. "Parametric arx modeling for the electrolytic smelter pot". 11th International Conference on Computer Modeling and Simulation, Cambridge, England, 2009.
- [2] M. V. Corrêa and L. A. Aguirre. "Identificação não-linear caixa-cinza: uma revisão e novos resultados". *SBA Controle e Automação*, pages v.15, n. 2, pp. 109–126, 2004.
- [3] B. W. D. Whitfield, M. S. Kazacos and F. S. McFadden. "Aspects of alumina control in aluminium reduction cells". *Light Metals*, pages p 249–255, 2004.
- [4] P. B. Einar Arne Sørheim. "Dynamic model and estimator for online supervision of the alumina reduction cell". 1988.
- [5] J. S. H. Kvande, B. P. Moxnes and P. A. Solli. "Pseudo resistance curve for aluminium cell control - alumina dissolution and cell dynamics". *Light Metals*, pages p 403–409, 1997.
- [6] J. T. H. Vogt. "The voltage of alumina reduction cells prior to the anode effect". *Journal of Applied Electrochemistry*, pages n. 32 p 2241 – 249, 2002.
- [7] L. Ljung. "System Identification: Theory for the User". Prentice - Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2nd edition, 1999.
- [8] L. Ljung. "System Identification Toolbox 7 User's Guide". The MathWorks, Inc, 2007.
- [9] L. Ljung and T. Glad. "Modeling of Dynamic Systems". Prentice Hall, 1 edition, 1994.
- [10] W. L. Luyben and M. L. Luyben. "Essentials of Process Control". Chemical Engineering, McGrawHill international Editions, 1997.
- [11] N. F. Nagem, J. V. da Fonseca Neto, C. A. P. Braga. "Pattern identification for feed decision using neuro-fuzzy algorithm". 11th International Conference on Computer Modeling and Simulation, Cambridge, England, 2009.
- [12] N. F. N, João Viana da Fonseca Neto, Carlos Augusto Pereira Braga, Jorge Amate Farid, Fábio Nogueira da Silva. "Bandwidth Adjustmant of digital Kalman Filter for Indirect Measurement of Eletrolytic Bath State Variables". 2nd International Conference on Sensing Technology, Palmerston North, New Zeland, November 26-28, 2007.