# MODELO NEURAL NARX APLICADO À INFERÊNCIA DOS SINAIS DE CONTROLE DE DOSAGEM DE COAGULANTES PRINCIPAL E AUXILIAR NO PROCESSO DE TRATAMENTO DE ÁGUA POR FILTRAÇÃO DIRETA

**Leonaldo da Silva Gomes**[(1)]
Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal do Ceará. Especialista em Automação Industrial pela Universidade de Fortaleza. Mestre em Engenharia Elétrica com ênfase em Acionamentos Elétricos pela Universidade Federal do Ceará. Atua desde 2002 como Projetista de Sistemas de Automação da Companhia de Água e Esgoto do Ceará (CAGECE). Atualmente desempenha o cargo de Supervisor de Automação na Gerência de Manutenção Estratégica da CAGECE.
**Francisco Alexandre Souza**[(2)]
Engenheiro Eletricista pela Universidade Federal do Ceará / Universidade de Coimbra. Pesquisador do Imec-NL / OnePlanet Research Center – Países Baixos.
**Ricardo Silva Thé Pontes**[(3)]
Pesquisador do LAMOTRIZ – Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará. Professor Colaborador do Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Ceará.
**Otacílio da Mota Almeida**[(4)]
Professor do Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Piauí.

**Endereço**[(1)]**:** Rua Maximino, 249 – José de Alencar – Fortaleza – Ceará – CEP: 60830-555 – Brasil – Tel: +55 (85) 99204-9479 – e-mail: leonaldo.sg@gmail.com.

## RESUMO

Este artigo apresenta um modelo de inferência para o controle da dosagem de coagulantes em Estações de Tratamento de Água (ETA) por filtração direta, utilizando uma rede neural autorregressiva não-linear com entradas exógenas (NARX). O objetivo é propor uma alternativa aos métodos convencionais de controle, visando redução de custos nos sistemas convencionais de controle de dosagem e a otimização do processo de coagulação química. O modelo foi desenvolvido e validado na ETA Gavião, pertencente à Companhia de Água e Esgoto do Ceará (Cagece). Foram utilizadas as variáveis analíticas de turbidez e pH da água bruta e coagulada como entradas do modelo neural para inferir os sinais de controle de dosagem dos coagulantes Hidroxi-cloreto de Alumínio (PAC) e Polímero Catiônico (Pol). Os resultados demonstram que o modelo NARX pode substituir os sistemas de controle convencionais, garantindo a qualidade da água tratada conforme os padrões estabelecidos e potencialmente reduzindo os custos de implantação e manutenção de ETAs.

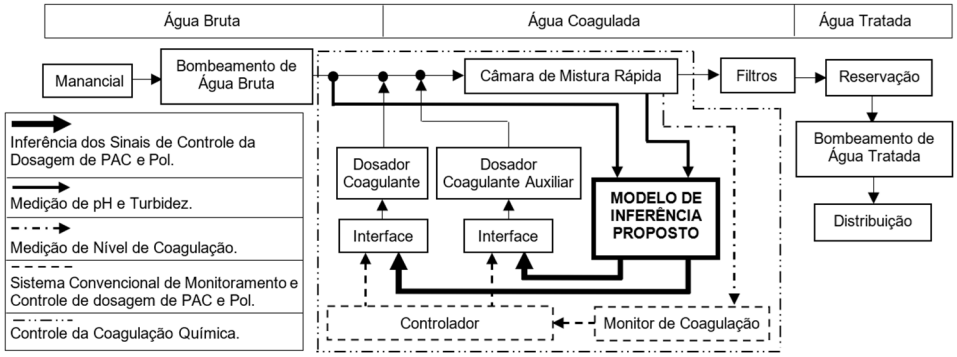
**PALAVRAS-CHAVE:** Modelo neural NARX, coagulação química, tratamento de água.

## 1. INTRODUÇÃO

Fornecer água dentro dos padrões de potabilidade é a missão principal das companhias de saneamento no Brasil, em vista da crescente deterioração dos mananciais de abastecimento disponíveis. Disto depende a própria sobrevivência de tais companhias, pois água de qualidade é uma exigência cada vez mais reivindicada pela sociedade, o que impele ao aperfeiçoamento e a busca de tecnologias adequadas de tratamento de água a fim de manter os padrões de potabilidade (BERNARDO, 2005), conforme regulamentado pela portaria 518/2004 (MS-518/2004) do Ministério da Saúde (Governo Federal do Brasil), que estabelece os requisitos aceitáveis para parâmetros microbiológicos, físicos e químicos da água potável a ser fornecida às cidades.

Neste contexto, visando propor uma solução alternativa às técnicas convencionais de controle de dosagem de coagulantes no processo de tratamento de água, este artigo aborda o desenvolvimento e validação de um modelo neural para a inferência dos sinais de controle de dosagem de coagulantes em uma Estação de Tratamento de Água (ETA) por filtração direta. A planta de tratamento de água utilizada no desenvolvimento e validação do modelo foi a ETA Gavião, pertencente à Companhia de Água e Esgoto do Ceará (Cagece) – instalação responsável pelo tratamento e abastecimento de água à Região Metropolitana de Fortaleza. Na Figura 1 é apresentado um esquema representativo do sistema de inferência proposto e sua localização dentro da planta do tratamento.

**Figura 1 – Processo Convencional de Controle de Coagulação Química e Modelo de Inferência Proposto.**




Fonte: Desenho do autor – baseado na planta da ETA Gavião – Cagece.

Técnicas semelhantes já foram utilizadas para inferência de variáveis de processo a partir de outras. Como exemplo, citamos a inferência da composição química de produtos de saída de uma coluna de destilação (ZANATA, 2005).

Os resultados obtidos demonstram que o modelo proposto poderá substituir a instrumentação e o hardware de monitoramento e controle de dosagem de coagulantes convencionalmente utilizados, apresentando a possibilidade de garantia da qualidade da água tratada dentro dos padrões estabelecidos pela portaria 518/2004. Por sua vez, este fato possibilitará redução de custos referentes a projetos e montagem de instalações de ETAs, em vista do alto custo relativo envolvido na montagem de sistemas convencionais para controle de coagulação. A redução de custos de implantação poderá contribuir, principalmente, com a viabilização de projetos desta natureza em ETAs.

Para um maior entendimento, fazendo uma descrição sucinta do mecanismo de coagulação química em ETAs, propriedades da água bruta interferem no desempenho das tecnologias de tratamento, tais como turbidez, sabor e odor e a presença de contaminantes orgânicos e inorgânicos. Tais propriedades e contaminantes são associados à presença de impurezas compostas de partículas suspensas ou dissolvidas (BERNARDO, 2003). A remoção destas impurezas dá-se por coagulação química, processo no qual ocorre uma reação química entre o coagulante aplicado e a água, tendo como resultado a formação de espécies hidrolisadas com carga positiva (BERNARDO, 2005). O mecanismo da coagulação baseia-se no contato entre as partículas de impurezas e as espécies hidrolisadas (BERNARDO, 2005), o que provoca uma desestabilização elétrica na camada superficial das impurezas, promovendo a aglomeração das partículas em flocos (TCHOBANOGLOUS, 1987). Os flocos formados podem ser facilmente removidos através de sedimentação, flotação ou filtração direta (BERNARDO, 2003).

O controle do processo da coagulação química é caracterizado pelo ajuste da dosagem de coagulantes à água a ser tratada (Figura 1) através de bombas dosadoras. Em alguns casos, há necessidade de aplicação de um coagulante auxiliar (BERNARDO, 2005). O sinal analógico de controle é gerado por um controlador convencional microprocessado que tem como parâmetro de referência o nível de coagulação na saída da câmara de mistura rápida, medida através de um monitor de coagulação (BERNARDO, 2005).

## 2. Objetivos

Neste contexto, objetivando propor uma solução alternativa às técnicas convencionais de controle de dosagem de coagulantes no processo de tratamento de água, este artigo aborda o desenvolvimento de um modelo baseado em rede neural autorregressiva não-linear com entradas exógenas (NARX) na inferência dos sinais de controle de dosagem de coagulantes Hidroxi-cloreto de Alumínio (PAC) (principal) e Polímero Catiônico (Pol) (auxiliar) a partir de variáveis analíticas de qualidade de água medidas no processo, em uma Estação de Tratamento de Água (ETA) por filtração direta.

Outro objetivo será validar o modelo e avaliar sua aplicabilidade em outras plantas de tratamento pertencentes à Cagece.

## 3. Metodologia Utilizada

O desenvolvimento do modelo de inferência proposto seguiu duas etapas: (1) Seleção e ajuste das variáveis de entrada; e (2) Seleção da estrutura do modelo.

O conjunto de dados históricos utilizados no desenvolvimento do modelo foi cedido pela Cagece, correspondendo aos boletins históricos de Dosagem de Produtos Químicos e Controle de Qualidade da ETA Gavião no período de 2007 a 2009, que contém um total de 13043 linhas de registro dos sinais de controle de dosagem de PAC e Pol (saídas do modelo) e dos parâmetros analíticos de Turbidez, pH, Cor e Oxigênio Consumido.

### 3.1. Seleção e Ajuste das Variáveis de Entrada

O primeiro passo para o desenvolvimento do modelo, é a análise crítica dos dados dos boletins históricos da planta para seleção das variáveis que influenciam nas saídas de processo a serem inferidas (FORTUNA, 2007).

Tal análise foi realizada através de consulta aos especialistas da planta, que concordaram com a literatura técnica no fato de que o desempenho da coagulação química é influenciado pelo pH (TCHOBANOGLOUS, 1987) e pela Turbidez (BERNARDO, 2003) de água bruta e coagulada. Desta forma, foram selecionadas do conjunto de dados as variáveis: Turbidez de Água Bruta (TrbAB), Turbidez de Água Coagulada (TrbAC), pH de Água Bruta (pHAB) e pH de Água Coagulada (pHAC).

Tais variáveis foram ajustadas a fim de diminuir efeitos provocados por dados espúrios, através do método robusto de regressão linear por polinômio quadrático e espalhamento ponderado local *RLoess* (MATHWORKS, 2002). A ponderação é calculada conforme a equação (1), onde $\boldsymbol{r(i)}$ é o residual do i-ésimo ponto avaliado, $\boldsymbol{MAD}$ é o desvio mediano absoluto do sinal residual e $\boldsymbol{6MAD}$ é o intervalo de confiança (MATHWORKS, 2002).

$$\varpi(i) = \begin{cases} \left[1 - \left(\frac{r(i)}{6MAD}\right)^2\right]^2 & |r(i)| < 6MAD \\ 0 & |r(i)| \geq 6MAD \end{cases} \qquad \text{equação (1)}$$

### 3.2. Seleção da Estrutura do Modelo

Conforme a equação (2), sistemas físicos possuem características dinâmicas evidenciadas no fato de que suas saídas dependem de seus valores passados, da entrada atual e das entradas passadas (HAYKIN, 1999). Este é o caso do controle da coagulação química, um sistema caracterizado pela não-linearidade entre as variáveis de entrada selecionadas e as de saída (TCHOBANOGLOUS, 1987). Neste contexto, o modelo de inferência foi baseado em redes neurais NARX, que possuem boa estabilidade e funcionalidade na execução de tarefas de mapeamento entrada-saída e ótima aplicabilidade em previsões e modelagem não-linear (BRAGA, 2000).

Os atrasos aplicados à entrada e à realimentação da saída, conforme a equação (2), foram selecionados através da estatística ***Cp***, proposta por Mallow (WARNE, 2004), baseada na avaliação do erro quadrático total e aplicável a modelos não-lineares (FORTUNA, 2007).

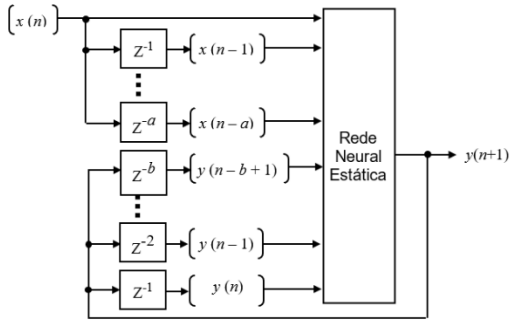
#### 3.2.1. A Rede Neural NARX

A Figura 2 ilustra o esquema de uma rede neural NARX, cuja estrutura básica – uma rede neural estática – sofre a ação de uma malha de realimentação. Aos sinais de entrada ***x(n)*** e aos de realimentação são aplicadas memórias de curto prazo com atrasos ***a*** e ***b***, respectivamente, imprimindo funcionalidade para modelagem não-linear.

O modelo neural foi implementado a partir de duas redes NARX distintas, denominadas NARX-1 e NARX-2 (Figura 5), para inferência dos sinais de controle de dosagem de PAC e Pol respectivamente. Esta configuração possibilitará a aplicação de diferentes atrasos e combinações das entradas para cada rede, otimizando o ajuste final do modelo.

A saída é dada pela equação (2) (HAYKIN, 199), onde ***F*** é uma função não-linear de seus argumentos. A saída, para um instante discreto anterior ***n***, é dada por ***y*(*n*) = *F* (*u*(*n*))**, onde ***u*(*n*)**, representa o enésimo exemplo de entrada apresentado à entrada da rede NARX, dado pela equação (3).

**Figura 2 – Diagrama Básico de uma Rede Neural NARX**




Fonte: Desenho do autor – baseado em (HAYKIN, 2009).

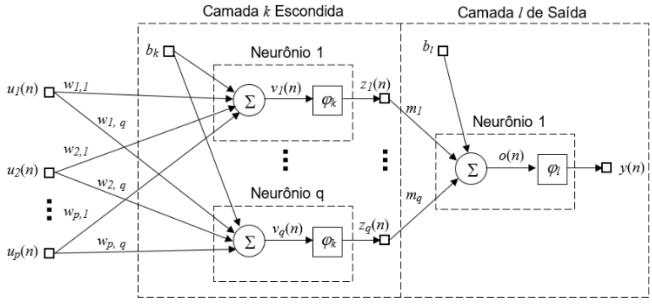
$$y(n+1) = F(\, y(n), y(n-1), ..., y(n-b+1), x(n), x(n-1), ..., x(n-a)\,) \qquad \text{equação (2)}$$

$$u(n) = \{\, y(n-1), y(n-2), ..., y(n-b), x(n-1), x(n-2), ..., x(n-a-1)\,\} \qquad \text{equação (3)}$$

### 3.2.2. Estrutura Básica – A Rede Neural Estática

Foi utilizada uma rede neural estática do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) com uma camada escondida e uma camada de saída, devido sua melhor capacidade de generalização (ZANATA, 2005). Na Figura 3 é apresentado o diagrama esquemático básico de uma MLP com uma camada escondida *k* de ***q*** neurônios e uma camada de saída *l* de **1** neurônio. O vetor ***u*(*n*)** (de ***p*** elementos) é o enésimo exemplo de treinamento apresentado à entrada da rede (equação (3)).

**Figura 3 – Diagrama Esquemático Básico de uma MLP com uma camada escondida de q neurônios e uma camada de saída de 1 neurônio**




Fonte: Desenho do autor – baseado em (HAYKIN, 2009).

O vetor de saídas da camada *k* é dado pela equação (4), onde $\varphi_k(.)$ é a função de ativação de cada neurônio desta camada. O vetor ***v*** é o campo local induzido (HAYKIN, 1999) no *j*-ésimo neurônio da camada ***k***, sendo calculado pela equação (5), onde ***w*** é a matriz de pesos sinápticos entre o padrão apresentado na entrada e os neurônios da camada escondida.

$$z_j(n) = \varphi_k\left(v_j(n)\right) \qquad j = 1, 2, ..., q \qquad \text{equação (4)}$$

$$v_j(n) = \sum_{i=1}^{p}\left(w_{i,j} \times u_i(n)\right) + b_k \qquad j = 1, 2, ..., q \qquad \text{equação (5)}$$

A saída inferida $y$ é dada pela equação (6), onde $\phi_l(.)$ é a função de ativação do neurônio da camada de saída. O termo $o(.)$ é o campo local induzido (HAYKIN, 1999) no neurônio da camada de saída $l$, sendo dado pela equação (7), onde $m_j$ é o vetor de pesos sinápticos entre a saída da camada escondida $k$ e o neurônio da camada de saída $l$.

$$y(n) = \phi_l(o(n)) \qquad \text{equação (6)}$$

$$o(n) = \sum_{j=1}^{q}\left(m_j \times z_j(n)\right) + b_l \qquad \text{equação (7)}$$

As funções de ativação foram definidas como sigmoide tangente hiperbólica para a os neurônios da camada escondida (HAYKIN, 1999) e linear para o neurônio da camada de saída (BARRETO, 2007).

### 3.2.3. Quantidade de Neurônios da Camada Escondida

A quantidade de Neurônios foi definida conforme a equação (8) (BARRETO, 2007), onde $\varepsilon$ é o erro percentual máximo aceitável na etapa de treinamento da rede NARX e $M$ é o número de saídas da rede neural estática. Neste artigo foi considerado $\varepsilon = 0.01$.

$$q = \left\lceil \frac{\varepsilon \times N - M}{p + M + 1} \right\rceil \qquad \text{equação (8)}$$

O valor de $q$ para as redes NARX-1 e NARX-2 foi escolhido pela execução da rotina de seleção de variáveis e atrasos (tópico 3.2.3), sendo definido pelo melhor mapeamento conforme o tamanho $p$ do exemplo de entrada e atrasos aplicados.

### 3.2.4. O Algoritmo de Treinamento

O algoritmo de treinamento utilizado foi o *Levenberg-Marquardt* (HAGAN, 1994) devido sua agilidade de convergência. Foi implementada uma rotina de inicialização para normalização dos exemplos de entrada, inicialização dos pesos sinápticos e configuração dos parâmetros de treinamento. A normalização dos exemplos de entrada foi conforme a equação (9) (BARRETO, 2011), onde $u_i^*(n)$ é o valor normalizado dentro do intervalo [-1, +1] do i-ésimo elemento do enésimo exemplo de treinamento.

$$u_i^*(n) = 2 \times \left(\frac{u_i(n) - u_{min}}{u_{max} - u_{min}}\right) - 1 \quad \text{onde } u_{min} = min_{\forall n}\{u\} \text{ e } u_{max} = max_{\forall n}\{u\} \qquad \text{equação (9)}$$

O conjunto selecionado de dados foi dividido em dois conjuntos: o primeiro para Treinamento e Validação com 98% dos registros do conjunto de dados (12782 registros) e o segundo para Teste Final com 2% dos registros do conjunto de dados (261 registros). O conjunto de Teste Final não é apresentado à rede durante as etapas de treinamento e validação.

O critério de parada adotado foi a parada prematura (BARRETO, 2011) baseada em validação cruzada (HAYKIN, 1999) e caracterizada na divisão aleatória do conjunto de Treinamento e Validação em dois subconjuntos (BARRETO, 2011). O primeiro subconjunto é para Treinamento com 85% dos registros do conjunto (10865 registros) e o segundo para Validação com os 15% dos registros restantes (1917 registros).

Na etapa de Validação, os pesos ajustados na etapa de Treinamento são utilizados para calcular a saída da rede referente aos exemplos de entrada do subconjunto de Validação. O critério de parada é satisfeito quando o erro médio quadrático $\boldsymbol{MSE}$ da etapa de Validação assume uma tendência decrescente. O $\boldsymbol{MSE}$ é dado pela equação (10) (HAYKIN, 1999), onde o sinal $\boldsymbol{e(n)}$ é o residual entre a saída real (alvo) e a inferida. $\boldsymbol{N}$ é o número de exemplos de entrada do subconjunto de Validação.

$$\boldsymbol{MSE} = \frac{\boldsymbol{1}}{\boldsymbol{2N}} \sum_{\boldsymbol{n=1}}^{\boldsymbol{N}} \boldsymbol{e^2(n)} \qquad \text{equação (10)}$$

### 3.2.5. Seleção de Variáveis e Atrasos

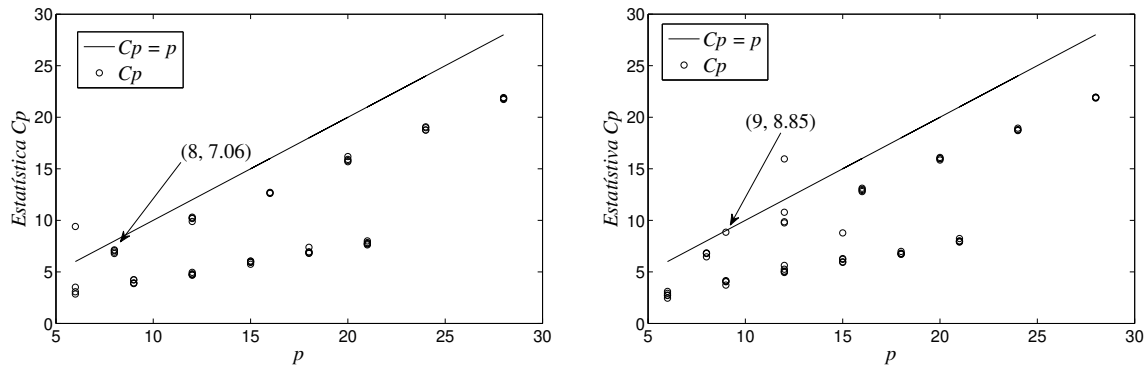
As variáveis e atrasos de entrada das redes NARX-1 e NARX-2 do modelo proposto foram selecionados através dos 72 mapeamentos apresentados nas Tabelas 1 e 2. O modelo ótimo é caracterizado pelo par $\boldsymbol{(p, Cp)}$ mais próximo da reta $\boldsymbol{Cp = p}$ (FORTUNA, 2007), conforme indicado na Figura 4, onde $\boldsymbol{Cp}$ é a estatística de Mallow (WARNE, 2004), calculada através da equação (11), determinada pelo quociente entre a soma dos quadrados dos residuais $\boldsymbol{SSR_p}$ para o modelo reduzido com exemplos de treinamento $\boldsymbol{u(n)}$ de $\boldsymbol{p}$ elementos, e a soma dos quadrados dos residuais para o modelo total $\boldsymbol{SSR}$ com exemplos de treinamento com todos os $\boldsymbol{T}$ elementos possíveis (FORTUNA, 2007).

$$\boldsymbol{Cp} = \frac{\boldsymbol{SSR_p}}{\boldsymbol{SSR}} - (\boldsymbol{T - 2 \times p}) \qquad \text{equação (11)}$$

Na Figura 4 e nas Tabelas 1 e 2, nota-se que os pares $\boldsymbol{(p, Cp)}$ mais próximos das retas $\boldsymbol{Cp = p}$, foram os pares (8, 7.06) e (9, 8.85), para as redes NARX-1 (Inferência do sinal de controle de dosagem de PAC) e NARX-2 (Inferência do sinal de controle de dosagem de Pol), respectivamente, considerando as possíveis combinações de entradas com até 3 variáveis combinadas entre TrbAB, TrbAC, pHAB e pHAC. Portanto, foram selecionadas as entradas TrbAB, TrbAC e pHAB com 2 atrasos para a rede NARX-1 e as entradas TrbAB e pHAC com 3 atrasos para a rede NARX-2, conforme Tabelas 1 e 2.

O diagrama de blocos do modelo é apresentado na Figura 5. O resumo da configuração do modelo, por sua vez, é apresentado na Tabela 3.

**Figura 4 – Estatística *Cp* para todas as possíveis combinações de exemplos de entrada com até 3 elementos e atrasos para o Modelo de inferência dos sinais de controle de dosagem de PAC (a) e Pol (b)**




**(a)** **(b)**

Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

**Tabela 1 – Avaliação do par (p, Cp) para inferência do sinal de controle de dosagem de PAC**

| Atrasos | Possíveis combinações das variáveis de entrada | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | TrbAB | TrbAB pHAB | TrbAB pHAC | TrbAC pHAB | TrbAC pHAC | TrbAB TrbAC pHAB | TrbAB TrbAC pHAC | TrbAB pHAB pHAC | TrbAC pHAB pHAC |
| 2 | 6, 3.51 | 6, 3.07 | 6, 3.07 | 6, 9.4 | 6, 2.85 | 8, 7.06 | 8, 6.78 | 8, 6.92 | 8, 7.13 |
| 3 | 9, 3.86 | 9, 4.25 | 9, 3.91 | 9, 4.22 | 9, 3.93 | 12, 10.18 | 12, 10.31 | 12, 9.89 | 12, 10.22 |
| 4 | 12, 4.75 | 12, 4.81 | 12, 4.95 | 12, 4.68 | 12, 4.71 | 16, 12.72 | 16, 12.66 | 16, 12.61 | 16, 12.61 |
| 5 | 15, 5.93 | 15, 6.03 | 15, 6.06 | 15, 5.93 | 15, 5.74 | 20, 15.68 | 20, 16.19 | 20, 15.8 | 20, 15.91 |

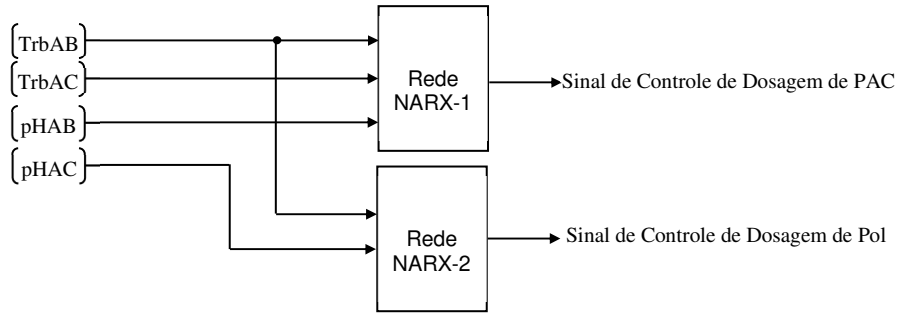
Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

**Tabela 2 – Avaliação do par (p, Cp) para inferência do sinal de controle de dosagem Pol**

| Atrasos | Possíveis combinações das variáveis de entrada | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | TrbAB | TrbAB pHAB | TrbAB pHAC | TrbAC pHAB | TrbAC pHAC | TrbAB TrbAC pHAB | TrbAB TrbAC pHAC | TrbAB pHAB pHAC | TrbAC pHAB pHAC |
| 2 | 6, 3.11 | 6, 2.74 | 6, 2.71 | 6, 2.45 | 6, 2.92 | 8, 6.8 | 8, 6.79 | 8, 6.84 | 8, 6.46 |
| 3 | 9, 3.71 | 9, 4.04 | 9, 8.85 | 9, 4.16 | 9, 4.08 | 12, 10.79 | 12, 9.75 | 12, 15.96 | 12, 9.86 |
| 4 | 12, 5.63 | 12, 4.94 | 12, 5.26 | 12, 5.08 | 12, 5.02 | 16, 13.12 | 16, 12.89 | 16, 13.0 | 16, 12.79 |
| 5 | 15, 5.92 | 15, 6.22 | 15, 8.78 | 15, 5.98 | 15, 6.29 | 20, 16.1 | 20, 15.99 | 20, 15.98 | 20, 15.85 |

Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

**Figura 5 – Diagrama de blocos do modelo proposto**




Fonte: Elaborado pelo autor.

**Tabela 3 – Resumo da Configuração do Modelo Selecionado (resultados apresentados nas Tabelas 1 e 2)**

| Rede | Característica | Configuração |
|---|---|---|
| NARX-1 | Máximo de Épocas | 1000 |
| | $MSE_{MIN}$ | 0.01 |
| | $Gradiente_{MIN}$ | 0.00001 |
| | Variáveis de Entrada | TrbAB, TrbAC e pHAB |
| | (***p*** x ***q***)<br>Exemplos de Entrada x Quantidade de Neurônios da Camada Escondida | (8 x 13) |
| | Atrasos aplicados às Entradas e à Realimentação da Saída | 2 |
| NARX-2 | Máximo de Épocas | 1000 |
| | $MSE_{MIN}$ | 0.01 |
| | $Gradiente_{MIN}$ | 0.00001 |
| | Variáveis de Entrada | TrbAB e pHAC |

| Continuação da Tabela 3 | | |
|---|---|---|
| NARX-2 | (***p*** x ***q***)<br>Exemplos de Entrada x Quantidade de Neurônios da Camada Escondida | (9 x 12) |
| | Atrasos aplicados às Entradas e à Realimentação da Saída | 3 |

Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

## 4. Resultados Obtidos

Os resultados principais das etapas de treinamento e teste final do modelo são apresentados na Tabela 4. Na Figura 6 são apresentados os resultados finais da inferência dos sinais de controle de dosagem de PAC e Pol, comparados com os sinais reais de controle de dosagem de coagulantes.

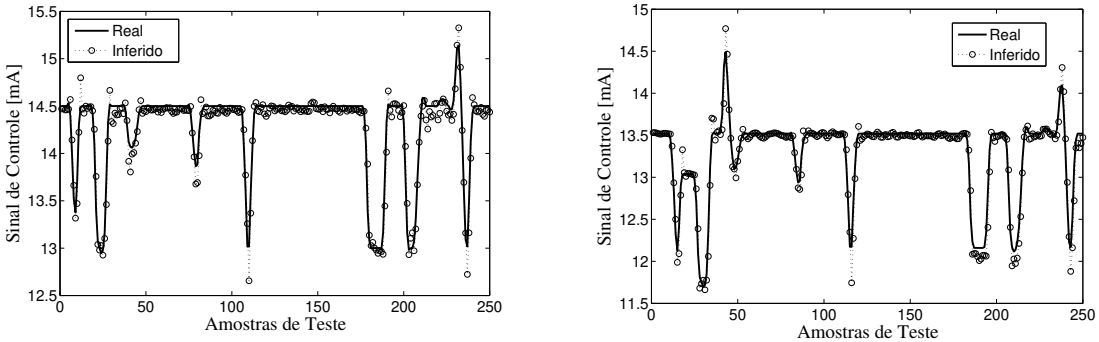
Para o treinamento e testes finais das redes NARX foram utilizados os dados selecionados a partir do conjunto de dados históricos fornecidos pela Cagece (ETA Gavião) para os anos 2007 e 2008 e de 2009, respectivamente.

**Tabela 4 – Resultados Principais Treinamento, Validação e Teste**

| Rede | Época Ótima | *MSE* Ótimo Treinamento | *MSE* Ótimo Validação | *MSE* Ótimo Teste Final |
|---|---|---|---|---|
| NARX-1 | 23 | 0.0353 | 0.0325 | 0.0303 |
| NARX-2 | 63 | 0.0204 | 0.0202 | 0.0221 |

Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

**Figura 6 – Saída do Modelo: Inferência dos Sinais de Controle de Dosagem de PAC (a) e Pol (b)**




**(a)** **(b)**

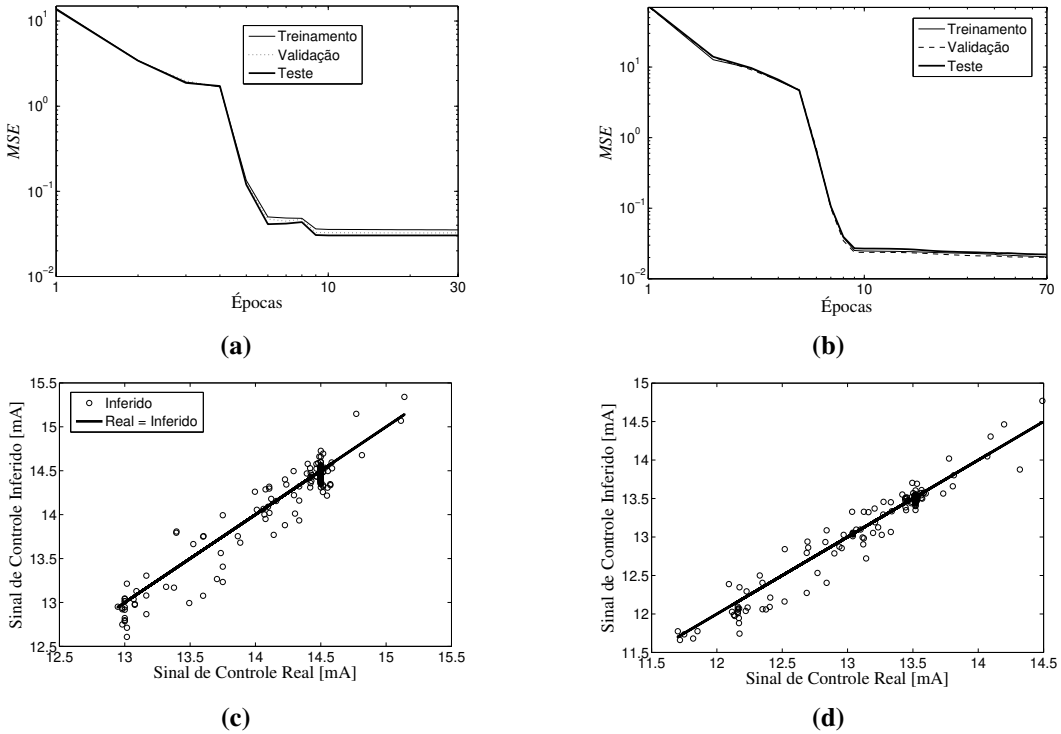
Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

## 5. Análise e Discussão dos Resultados

A proximidade entre os sinais dos dados Reais e os Inferidos (Figura 6) validam o bom desempenho do modelo neural para a tarefa proposta, fato evidenciado pela tendência decrescente do erro médio quadrático ***MSE*** e da proximidade dos pontos inferidos à curva real x inferido (Figura 7).

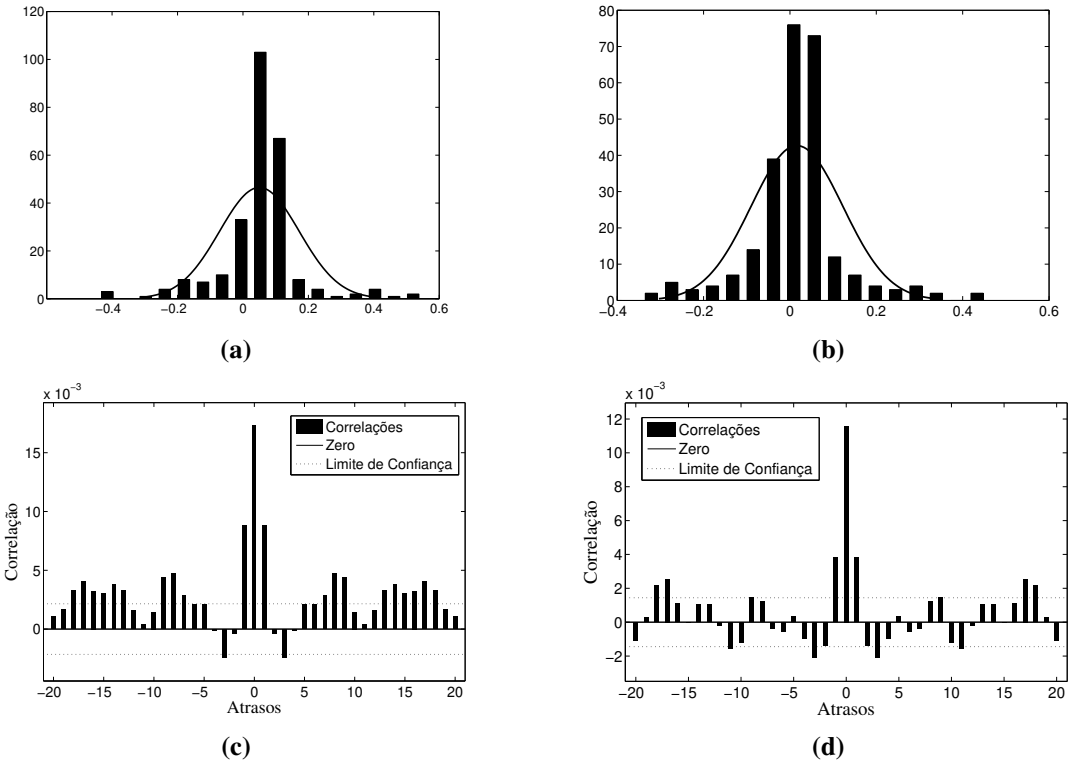
O bom desempenho do modelo neural implementado também pode ser evidenciado pelos gráficos de Histograma do Sinal Residual da Saída e de Autocorrelação do Sinal Residual da Saída (Figura 8).

**Figura 7 – Tendência do *MSE* durante o treinamento do modelo para os sinais de Controle PAC (a) e Pol (b) e Dispersão Sinais Real x Estimado PAC (c) e Pol (d)**




Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

**Figura 8 –, Histograma dos Residuais de Saída PAC (a) e Pol (b) e Autocorrelação dos Residuais de Saída PAC (c) e Pol (d)**




Fonte: Elaborado pelo autor – cálculos e execução de algoritmo em Matlab.

## 6. Conclusão e Recomendações

A pesquisa apresentada neste artigo demonstrou de forma clara e consistente o potencial significativo do modelo neural NARX como uma alternativa viável e promissora aos sistemas convencionais de monitoramento e controle da dosagem de coagulantes em Estações de Tratamento de Água que utilizam a tecnologia de filtração direta. Os resultados obtidos, a partir da aplicação e validação do modelo na ETA Gavião da Cagece, indicam que a capacidade do modelo em inferir, com precisão, os sinais de controle da dosagem de coagulantes primário (PAC) e auxiliar (Pol), utilizando como base as variáveis de processo turbidez e pH da água bruta e coagulada, representa um avanço notável na otimização do processo de tratamento de água.

A relevância desta abordagem reside não apenas na substituição potencial da instrumentação e hardware tradicionais utilizados no processo de controle de coagulação química em ETAs, frequentemente onerosos, mas também na garantia da qualidade da água tratada, assegurando a conformidade com os padrões estabelecidos pela legislação brasileira vigente. A redução de custos associada à implantação e manutenção de sistemas de controle de coagulação, possibilitada pelo modelo NARX, pode ter um impacto significativo na viabilização de projetos de ETAs, especialmente em comunidades e regiões onde os recursos financeiros são limitados.

Além disso, é importante ressaltar que a utilização de redes neurais NARX confere ao sistema uma robustez e adaptabilidade notáveis. A capacidade de aprender e se ajustar às variações nas características da água bruta, inerentes aos sistemas de tratamento, permite otimizar continuamente o processo de coagulação química, garantindo a eficiência e a estabilidade da produção de água potável, mesmo diante de desafios como a crescente deterioração dos mananciais e a variabilidade sazonal da qualidade da água.

Em suma, a implementação do modelo neural NARX representa uma estratégia promissora para o aprimoramento do tratamento de água, oferecendo uma solução inovadora, econômica e sustentável para o fornecimento de água potável de qualidade, alinhada com as demandas crescentes da sociedade e com a necessidade de preservação dos recursos hídricos. A continuidade de estudos e a aplicação prática desta tecnologia em diferentes contextos e ETAs podem trazer benefícios ainda maiores, impulsionando o desenvolvimento de sistemas de tratamento de água mais eficientes e adaptados às particularidades de cada região.

Diante do desenvolvimento e resultados obtidos, recomenda-se:

- Iniciar a implementação física do modelo NARX na ETA piloto do Gavião, monitorando de perto o desempenho e comparando-o com os métodos de controle convencionais. Isso permitirá identificar ajustes e otimizações necessários antes da implementação em larga escala (replicação do modelo);

- Integrar o modelo NARX implementado fisicamente com os sistemas de controle e monitoramento existentes na ETA Gavião, bem como ao sistema SCADA da Cagece, a fim de garantir o compartilhamento e armazenamento dos dados operacionais do modelo e facilitar ajustes;

- Aplicar o modelo à planta da ETA Gavião;

- Iniciar estudos de replicação do modelo para outras ETAs pertencentes à Cagece.

## 7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. BERNARDO, LUIZ D., ÂNGELA D. Métodos e Técnicas de Tratamento de Água. Rima, Vol 1, p. 5-39, p. 167-251, 2005.

2. ZANATA, D.R.P. Desenvolvimento De Sensor Virtual Empregando Redes Neurais Para Medição Da Composição Em Uma Coluna De Destilação. Dissertação de Mestrado – Escola Politécnica da USP - São Paulo, 2005.

3. BERNARDO, LUIZ D. Filtração Direta Aplicada a Pequenas Comunidades. PROSAB, p. 134-136, 2003.

4. TCHOBANOGLOUS, G., SCHOROEDER, E. D. *Water Quality – Characteristics, Modeling, Modification. Addison-Wesley Publishing Company*, p. 577-582, 1987.

5. AMIRTHARAJAH, A. M. K. M. *Rapid-Mix Design for Mechanisms of Alum Coagulation*. J. AWWA, v. 74, No. 4, p. 20-216, 1982.

6. FORTUNA, L., GRAZIANI, S., RIZZO, A., XIBILIA, M. G. *Soft Sensors for Monitoring and Control of Industrial Processes*. *Springer*, p. 27-142, 2007.

7. MATHWORKS. *Curve Fitting Toolbox, User's Guide*. *The MathWorks, Inc, section* 2, p. 1-4, 2002.

8. HAYKIN. S. *Redes Neurais, Princípios e Prática*. *Prentice Hall, Inc*. p. 183-240, 1999.

9. BARRETO, G. DE A. Perceptron Multicamadas e o Algoritmo de Retropropagação do Erro. Notas de Aula, http://www.deti.ufc.br/~guilherme/TI016/mlp_backprop.pdf, (2007), acessado em 27/06/2011.

10. BRAGA, A. DE P., CARVALHO, A. P., LUDEMIR, T. B. Redes Neurais Artificiais: Teoria e Aplicações. LTC S.A., p. 217-228, 2000.

11. WARNE, K., PRASAD, G., REZVANI, S., MAGUIRE, L. *Statistical and computational intelligence techniques for inferential model development: a comparative evaluation and a novel proposition for fusion. Engineering Applications of Artificial Intelligence*, V. 17, p. 871-885, 2004.

12. HAGAN, M.T., MENHAJ, M.B. *Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm. IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 5, p. 989-993, 1994.