

IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMA DE BOMBEAMENTO DE ÁGUA PARA SIMULAÇÃO E DESENVOLVIMENTO DE CONTROLADORES

Hugo A. M. Moreira, HugoMarinho93@outlook.com¹

Juan. M. Villanueva, jmauricio@cear.ufpb.br²

Heber P. Gomes, Heberp@uol.com.br³

¹ Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Mecânica, LENHS, João Pessoa, Brasil.

² Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Elétrica, LENHS, João Pessoa, Brasil.

³ Universidade Federal da Paraíba, Departamento de Engenharia Civil, LENHS, João Pessoa, Brasil.

Resumo: A modelagem computacional evoluiu como uma ferramenta proeminente na identificação de sistemas não-lineares, permitindo a predição, monitoramento e simulação precisa de sistemas dinâmicos. Os métodos paramétricos foram testados para solucionar a dificuldade de obter modelos que simulem a vazão e a pressão de redes de abastecimento para o uso de técnicas de otimização e desenvolvimento de rotinas de controle para aumento da eficiência energética e operacional. Este trabalho tem como objetivo desenvolver um modelo paramétrico para realizar simulações de cenários de operação, que permitam a análise, projeto e implementação de novos algoritmos de controle. Utilizando um sistema experimental no LENHS/UFPB para emular um sistema de abastecimento real, conduzimos experimentos abrangentes para construir um banco de dados robusto para treinamento com uma variável de entrada e duas de saída. Para validação foram testados novos pontos de operação. Os modelos foram avaliados e comparados utilizando critérios de desempenho, como RMSE, NRMSE, FPE e percentual de ajuste, estes próximos a 95%. Os modelos propostos se adequaram a necessidade do problema e forneceram subsídios adequados para o desenvolvimento de um controlador autorregressivo, que permitiu controlar as pressões e aumentar a eficiência energética do sistema de abastecimento.

Palavras-chave: Abastecimento de água; Controle de pressões; Métodos paramétricos; Eficiência energética.

Abstract. Computational modeling has evolved as a prominent tool in identifying nonlinear systems, enabling precise prediction, monitoring and simulation of dynamic systems. Parametric methods have been tested to address the challenge of obtaining models that simulate the flow and pressure of supply networks for optimization techniques and control routine development to enhance the energy and operational efficiency. This study aims to develop a parametric model to conduct operation scenario simulations, allowing for the analysis, design, and implementation of new control algorithms. Utilizing an experimental system at LENHS/UFPB to emulate a real supply system, comprehensive experiments were conducted to build a robust training database with one input variable and two output variables. New operating points were tested for validation. The models were evaluated and compared using performance criteria such as RMSE, NRMSE, FPE, and percentage of fit, approaching 95%. The proposed models suited the problem's needs and provided adequate support for the development of an autoregressive controller, enabling pressure control and increased energy efficiency of the supply system.

Keywords: Water supply; Pressure control; Parametric methods; Energy efficiency.

1. INTRODUÇÃO

Um sistema de abastecimento de água (SAA) (Fig. 1) é constituído pelo conjunto de equipamentos, obras e serviços voltados para o suprimento de água para fins de consumo doméstico, industrial e público (Gomes, 2019). O sistema de bombeamento é responsável por fornecer energia hidráulica suficiente à água para vencer desníveis topográficos, perda de carga e ainda chegar com pressão em níveis adequados aos consumidores. Os sistemas de abastecimento e saneamento respondem por cerca de 3% do consumo global de energia, sendo os sistemas de bombeamento responsáveis por 97% desse total (Gomes, 2019). De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2023), aproximadamente 3,94% do consumo total de energia elétrica no Brasil em 2022 foi direcionado aos serviços públicos de água, esgoto e saneamento urbano, totalizando cerca de 12 milhões de megawatts-hora. Além disso, conforme dados do Instituto Trata Brasil (2023), mais de 40% da água é perdida entre a estação de tratamento e o consumidor final, resultando em prejuízos anuais de US\$ 5.1 bilhões.

Uma estratégia promissora para aprimorar a eficiência operacional e energética dos SAA é a automação, que combina tecnologias de processo com tecnologia da informação (Tsutiya, 2006; Marinho *et al.*, 2019). Algumas ferramentas estão disponíveis no mercado para o projeto, simulação e diagnóstico de problemas nos sistemas de abastecimento. A automação pode ser aplicada em várias etapas do processo, desde a captação da água no manancial até sua distribuição

ao consumidor final, sempre coletando dados e otimizando o sistema. Ela é realizada por meio de hardwares e softwares, como válvulas de controle de pressão, inversores de frequência, sensores, atuadores e Controladores Lógicos Programáveis (CLPs), todos integrados a uma Interface Homem Máquina (IHM). Esses dispositivos físicos são controlados por um software que processa os dados coletados pelos sensores no sistema, permitindo ajustes e otimizações em tempo real.

No entanto, para desenvolver, otimizar e analisar os controladores, é essencial contar com o modelo do sistema. A obtenção desse modelo é fundamental para o estudo, otimização e análise dos sistemas, bem como para o projeto de algoritmos de controle (Ljung, 2020). Nos últimos 20 anos, o avanço das técnicas computacionais tornou os modelos baseados na matemática clássica inadequados para identificar muitos sistemas dinâmicos (Moreira *et al.*, 2019). Por isso, diversos estudos têm se concentrado no uso de modelos computacionais paramétricos para a identificação de sistemas lineares ou com poucas não-linearidades. As técnicas de identificação de sistemas envolvem a construção de modelos dinâmicos computacionais com base em dados medidos (Ljung, 2020; Pillonetto *et al.*, 2023). Embora os sistemas hidráulicos tenham sido extensivamente estudados, a modelagem de SAA's com demanda variável ainda não foi investigada em termos de comparação entre diferentes técnicas paramétricas, o que gera lacunas relacionadas à precisão dos modelos desenvolvidos até o momento.

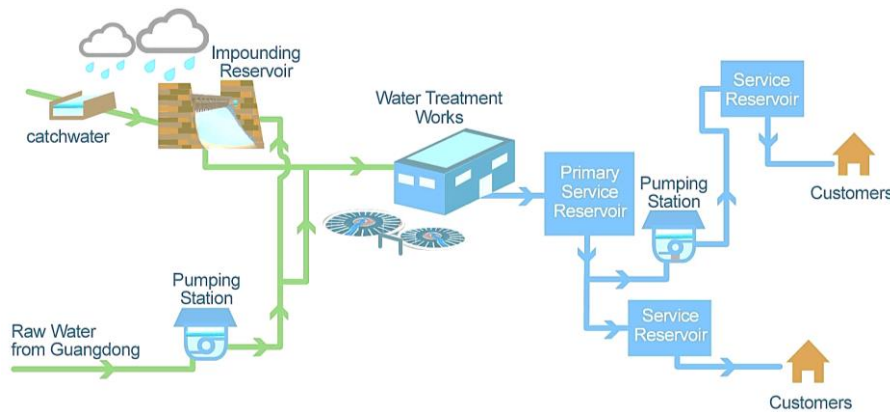


Figura 1. Sistema de abastecimento de água (Water Supplies Department The government of Hong Kong, 2022).

Este estudo aplicou quatro técnicas paramétricas para identificar de forma multivariada e não-linear um sistema experimental que emula sistemas de bombeamento e distribuição de água com demanda variável, os quais são controlados por técnicas inteligentes, como o Neuro-Fuzzy. Modelos paramétricos globais foram desenvolvidos com o objetivo de validar sua aplicabilidade na realização de simulações de cenários, análises e implementação de algoritmos de controle, incluindo controle adaptativo e em malha aberta. A escolha dessas técnicas se justifica pela capacidade de modelar sistemas com leves não-linearidades e múltiplas variáveis usando dados amostrais das regiões de operação. Os modelos desenvolvidos capturam o comportamento dinâmico do sistema, relacionando a Frequência do Conjunto MotoBomba (CMB) e a Demanda de água com a Pressão e a Vazão. Isso permite analisar as características operacionais para o desenvolvimento de estratégias para mitigar o consumo energético. Para validação, análise e comparação, foram utilizados indicadores de desempenho, confrontando-os com novas sequências de dados de validação por meio de validação cruzada.

2. IDENTIFICAÇÃO DE SISTEMAS

Segundo Aguirre (2017), a identificação de sistemas é a área que estuda maneiras de modelar e analisar sistemas a partir da observação. A identificação de sistemas aborda a análise e modelagem a partir de dados fornecidos pelo próprio sistema, esse aspecto faz com que a identificação tenha grande utilidade e melhoramento ao ser integrada a automação. Através dos dados obtidos é possível utilizar ferramentas matemáticas e algoritmos que permitem construir modelos que regem o processo, como o fluxo de água entre tanques de um determinado sistema (Silva, 2015).

Os modelos matemáticos constituem um eficiente mecanismo para resumir o conhecimento acerca de um processo ou sistema (Furtado *et al.* 2002). Contudo, a complexidade do sistema, por vezes, impede a obtenção do modelo matemático, muitas vezes não há tempo e nem recursos para obter modelos matemáticos para cada sistema. Por exemplo, a modelagem matemática de sistemas de bombeamento realística é complexa e onerosa. Entretanto, nos últimos anos os avanços científicos trouxeram a possibilidade de ser feita a modelagem do sistema através de computadores, utilizando técnicas paramétricas de identificação de sistemas e inteligência artificial. Na prática, um sistema pode ser identificado estimulando-se as entradas e captando os dados de saída, em seguida comparado com dados esperados ou pré-existentes e, por fim, coletando o erro medido e comparado com modelos estatísticos como o erro médio quadrático (RMS). Os modelos finais podem ser usados para determinar características reais de sistemas multivariáveis e não-lineares.

Diversos trabalhos utilizaram modelos computacionais paramétricos para a identificação de sistemas lineares, ou com poucas não-linearidades. A modelagem SISO (*Single input - Single output*) de um SAA é realizada utilizando modelos paramétricos em Cavalcanti *et al.* (2018), em que o ARMAX apresentou melhor ajuste e menor Erro Final de Predição (FPE) quando comparado ao ARX e as Funções de Transferências. Objetivando realizar uma análise comparativa,

Coutinho (2018) realizou a modelagem MISO (*Two Input - Single Output*) de um sistema de bombeamento fotovoltaico por redes neurais artificiais e modelos polinomiais.

Algumas técnicas de modelagem têm sido utilizadas para identificar parâmetros que influenciam a eficiência energética e o rendimento de SAA's. Gandhi *et al.* (2002), Simpson e Marchi (2013) e Fecarotta *et al.*, (2019) desenvolveram um modelo matemático através das leis de afinidade, onde relacionaram o rendimento do CMB à sua velocidade. Nazif *et al.* (2009) desenvolveu um modelo utilizando algoritmos genéricos para o gerenciamento de pressão de uma rede de distribuição de água com demanda variável. O modelo prevê a altura manométrica necessária do reservatório para manter as pressões do sistema em níveis estáveis. Walski e Creaco (2016) desenvolveram um algoritmo, através de análises matemáticas da eficiência do CMB, para a melhor configuração do sistema de bombeamento. Outros trabalhos também focaram no desenvolvimento de modelos matemáticos (Feng *et al.*, 2019; Ha *et al.*, 2019) e paramétricos (Meunier *et al.*, 2019; Xião *et al.*, 2019) para sistemas hidráulicos lineares. Entretanto, os trabalhos mencionados até aqui alcançaram resultados apenas satisfatórios com modelos SISO. Nota-se limitações acentuadas dos métodos convencionais e paramétricos de identificação de sistemas, principalmente, quando há não-lineares ou multivariáveis envolvidas. Assim, o uso adequado dos métodos paramétricos pode permitir realizar o diagnóstico de falhas em equipamentos e perdas de água presentes na rede, bem como o contínuo melhoramento da eficiência ao longo do tempo de vida útil do sistema através de técnicas de predição (Pillonetto *et al.*, 2023).

2.1. Métodos paramétricos

A identificação de sistemas pode ser subdividida em métodos paramétricos e não paramétricos. Os métodos paramétricos são utilizados para estimar os parâmetros de dados. Segundo Bittencourt (2007) há algumas estruturas de modelos padrões utilizados na identificação paramétrica. Normalmente são estruturas de modelos discretos. Entre eles, destacam-se: Box-Jenkins (BJ), Output Error (OE), Autorregressivo com Entrada Externa (ARX), Autorregressivo com Média Móvel e Entradas Exógenas (ARMAX), estrutura de Espaço de Estados (SS) e Funções de Transferência (TF). Estes modelos podem ser expressos por uma equação geral (Eq. 1 e 2). Além disso, sua representação esquemática pode ser ilustrada graficamente (Fig. 2).

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

$$\begin{aligned} A(q) &= 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_naq^{-na} \\ B(q) &= b_1 + b_2q^{-1} + \dots + b_nbq^{-nb+1} \\ C(q) &= 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_ncc^{-nc} \\ D(q) &= 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_ndq^{-nd} \\ F(q) &= 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_nfq^{-nf} \end{aligned} \quad (2)$$

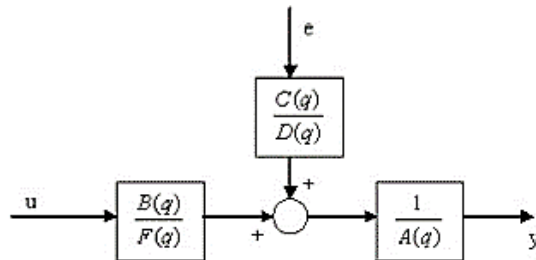


Figura 2. Modelo geral para representação esquemática dos Modelos paramétricos.

$A(q)$ corresponde aos polos comuns entre a modelagem dinâmica do sistema e a modelagem do ruído $e(t)$, que é útil em casos que se assume que o ruído entra no sistema junto com entrada. $F(q)$ e $B(q)$ representam polos e zeros que afetam somente a entrada e $D(q)$ e $C(q)$ os polos e zeros que afetam somente o ruído, nk é o número de atrasos da entrada para saída, ou seja, o atraso puro de tempo. Na Eq. (2), q^{-1} representa o operador de atraso que é multiplicado por constantes, e na , nb , nc , nd e nf são as ordens dos respectivos polinômios.

Os métodos não-paramétricos são caracterizados por seus resultados serem curvas ou tabelas que não são necessariamente parametrizados por um vetor de parâmetros (Soderstrom e Stoica, 2002). Exemplos de métodos não-paramétricos são: análise transitória, análise de correlação, análise de frequência e análise espectral. Os métodos paramétricos, na maioria dos casos, trazem resultados mais precisos. Entretanto, os métodos não-paramétricos podem ser utilizados para desenvolver modelos básicos de um sistema para obter informações preliminares. No modelo de análise transitória, uma maneira de obtê-lo é analisando a resposta ao degrau do sistema (Bittencourt, 2007). Com ela pode-se descobrir: As variáveis que são afetadas pela entrada em questão; as constantes de tempo do sistema; as características da resposta ao degrau (oscilatória, degrau e rampa) e o ganho em regime. Essas características irão ajudar tanto na escolha do modelo paramétrico como na sua validação. A análise de frequência consiste em um método que determina o sistema através da sua resposta ao impulso ou a frequência $G(j\omega)$. As principais vantagens para utilizá-la é a simplicidade, não necessitar de complexos processamentos de dados; fácil de concentrar em frequências de interesse e o resultado é uma tabela ou gráfico que não pode ser usado diretamente para simulação. Contudo, é necessário um longo período de experimentação, que em muitos casos, especialmente em processos industriais, não é possível (Ljung, 1994).

O modelo paramétrico ARMAX pode ser obtido a partir da Eq. (1), e definido como a Eq. (3):

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + C(q)e(t) \quad (3)$$

onde, $A(q)$ é o modelo ARMAX (Fig. 3 (a)), útil quando se tem o domínio de distúrbios que entram no início do processo. O modelo ARX é obtido, também, a partir do modelo geral, considerando-se $C=D=F=1$, obtendo a Eq. (4):

$$A(q)y(t) = B(q)u(t) + e(t) \quad (4)$$

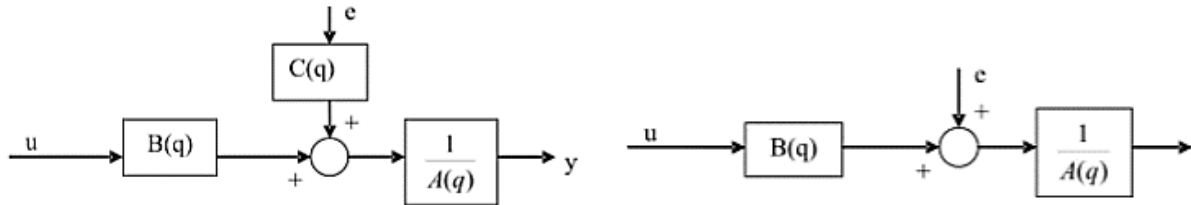


Figura 3. Modelo ARMAX (a) e ARX (b).

O modelo ARX (Fig. 3(b)) pode ser percebido como um modelo mais simples de ser estimado por ser o resultado de resolução de regressão linear em forma analítica. O ARX é do tipo única entrada e única saída, tornando uma ótima solução para problemas de alta ordem. Entretanto, a desvantagem do modelo é que o polinômio $A(q)$ representa tanto a dinâmica do sistema quanto as propriedades do ruído, mas se a relação entre o ruído e o sistema for boa, essa desvantagem pode ser compensada. Para os demais modelos, a representação em estado de espaço pode ser definida como (Eq. 5) (Ljung, 2019):

$$\begin{aligned} x(t+1) &= Ax(t) + Bu(t) + Ke(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) + e(t) \end{aligned} \quad (5)$$

onde $x(t)$ é o vetor da variável de estado. A matriz K determina as propriedades do ruído. Note que se $K=0$ o ruído afeta apenas a saída e nenhum modelo específico do ruído é construído como no modelo OE. Note também que $D=0$ significa que não há uma influência direta da entrada na saída, ou seja, todo efeito da entrada na saída passa por $x(t)$ e terá atraso de pelo menos uma amostra. O primeiro valor do vetor da variável de estado $x(0)$ reflete a condição inicial em que começou a medição dos dados (Ljung, 2019).

3. METODOLOGIA

A bancada experimental utilizada (Fig. 4) está localizada no Laboratório de Eficiência Energética e Hidráulica em Saneamento da Universidade Federal da Paraíba (LENHS/UFPB).

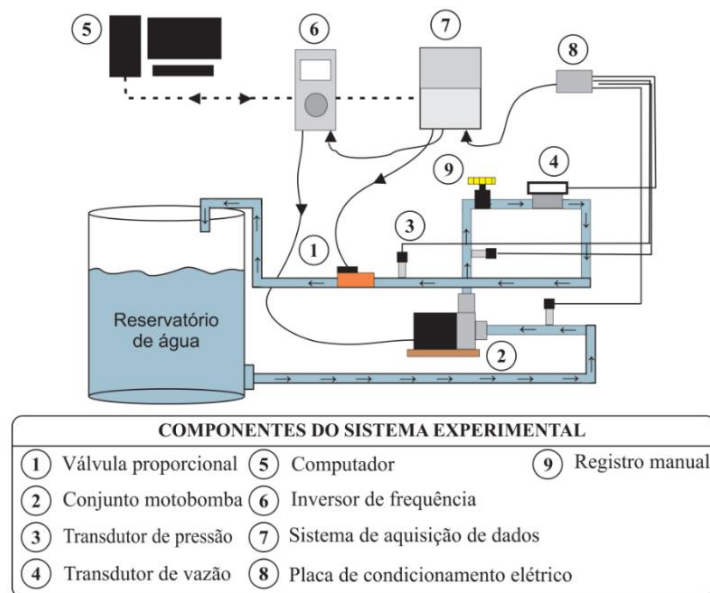


Figura 4. Esquemático do sistema de bombeamento experimental.

O sistema experimental simula uma rede de distribuição de 30 metros, com tubos e conexões de PVC DN50, e possui um reservatório circular de 7,64 m³. Ele é equipado com dois conjuntos motor bomba (CMBs) com motores de indução trifásico. Os CMBs funcionam de forma “afogada” e altura manométrica de sucção constante, NPSH máximo de 6 m, rotor de 162 mm, altura manométrica máxima de 45 mca, e vazão máxima de 12 m³/h. Há dois conversores de frequência de alimentação trifásica com frequência de alimentação 50/60hz e tensão de 380V a 500V que regulam a velocidade dos CMBs. O controle de demanda da bancada é realizado por meio da abertura e fechamento da Válvula Redutora de pressão (VRP), que é controlada eletronicamente e que varia a perda de carga da rede hidráulica. A bancada é instrumentalizada por cinco transdutores de pressão (PT), dois transdutores de vazão eletromagnéticos (FT), uma fonte de alimentação e instalações eletro/eletrônicas. Ademais, o sistema possui válvulas que permite que os CMBs trabalhem em série/paralelo.

3.1. Banco de dados

Os modelos computacionais desenvolvidos visam simular e prever as respostas dinâmicas do sistema hidráulico. Desta forma, a seleção das variáveis de interesse, da região de operação, e da frequência de amostragem são parâmetros que devem ser controlados na aquisição dos dados de treinamento e validação (Moscinski, 1995 e Pillonetto *et al.*, 2023).

Foram realizados ensaios abrangendo toda a região de operação através da manipulação de duas variáveis de entrada (Frequência e Ângulo da VRP) e do monitoramento de duas variáveis de saída (Pressão e Vazão) para a obtenção do modelo global do sistema. A Tabela 1 resume as variáveis modeladas, o seu intervalo global e o intervalo de variação utilizado nos procedimentos experimentais. Para que o banco de dados abranja o máximo de características do sistema, a Frequência foi variada aleatoriamente dentro de um intervalo pré-estabelecido; esse intervalo levou em considerações as características do sistema de forma a evitar acelerações abruptas do CMB.

O tempo de acomodação foi escolhido de acordo com as características inerciais apresentadas pelo sistema, levando, aproximadamente, 25 segundos para atingir o regime permanente. Em geral, escolhe-se um tempo maior sem prejuízo para a qualidade dos dados. Para evitar o efeito *aliasing*, causado por uma baixa frequência de amostragem, utilizou-se uma frequência de amostragem igual a 20 [Hz], superior ao critério de Nyquist (1932) que seria de 9 [Hz], pois o efeito *aliasing* ainda ficou presente nesta frequência. É preferível uma amostragem considerada rápida a uma amostragem considerada lenta (Ljung e Glad, 1994). Todos estes parâmetros foram definidos para possibilitar o desenvolvimento de um modelo computacional que abranja a análise de vazão e pressão em função da variação de frequência. Consistindo em um modelo de *single input – multiple output* (SIMO), cuja variável de entrada é a frequência do conversor.

Tabela 1. Descrição das variáveis de entrada e saída utilizadas nos ensaios para a construção do banco de dados.

| Dados | Descrição |
|---|-----------------------------------|
| Variável de entrada | f_1 |
| Variáveis de saída | PT-5 e Q_1 |
| Intervalo global de operação das variáveis de entrada | $20 < f_1 < 50 \text{ Hz}$ |
| Delta de variação das variáveis de entrada | $3 < \Delta f_1 < 5 \text{ Hz}^*$ |
| Tempo de acomodação | $\Delta t = 30 \text{ s}$ |
| Frequência de amostragem | 20 [Hz] |

4. RESULTADOS

Nesta seção os resultados dos experimentos realizados para o desenvolvimento do banco de dados de treinamento e validação do modelo computacional são apresentados. Os modelos paramétricos desenvolvidos são analisados e discutidos, inclusive, comparando-os através de métodos de análise quantitativa comumente utilizados na literatura.

4.1. Dados de treinamento e validação

O procedimento experimental utilizado para o desenvolvimento do banco de dados de treinamento e validação dos modelos SIMO (*single input – multiple output*) consistiu na variação, conforme a Tabela I, da Frequência do conversor do CMB com a observação das variáveis de saída (Pressão e Vazão). Inicialmente, foram inseridos degraus crescentes de frequência até o limite superior, posteriormente são inseridos degraus decrescentes. O ângulo da VRP foi mantido constante em 30° para simular uma demanda média. Os dados experimentais utilizados para o treinamento são ilustrados na Fig. 5 com um total de 5700 pontos. Para a validação cruzada foram utilizados 3120 pontos independentes dos dados utilizados no treinamento. Não há um limite superior para a quantidade de dados de validação, em geral, quanto maior a quantidade melhor, devendo representar pelo menos 20% dos dados totais (Bittencourt, 2007).

4.2. Validação cruzada

Nesta seção foram avaliados os resultados dos modelos com os dados de validação. Esses modelos tiveram suas saídas comparadas em relação as saídas do sistema experimental. É possível observar que nem todos os modelos analisados abaixo apresentaram ajustes satisfatórios para aplicações de monitoramento ou desenvolvimento de controladores, como o de o modelo de Espaço de Estados ($n_a=3$, $n_b=4$ e $n_c=3$) e o ARX ($n_a= [4 \ 6]$; $n_b= [4 \ 6]$ e $n_k=0$). Esses modelos não apresentaram performance suficiente para simular as pressões de serviço (Tab. 2 e Fig. 6 e 7). As respectivas ordens das variáveis dos modelos paramétricos são fornecidas entre parênteses.

Contudo, é possível observar o pleno ajuste do modelo paramétrico de funções de transferência (TF) para simular as pressões do sistema hidráulico e as vazões. Este modelo acompanha com boa precisão e exatidão as regiões permanentes e transitórias da dinâmica do sistema de bombeamento. A função de transferência, modelo que apresentou o maior ajuste, é exposta nas Eq. (6) e (7), para a pressão (P) e a vazão (Q), respectivamente.

$$G(s) = \frac{0.4443s^2 + 0.0003168s + 8.402e^{-5}}{s^3 + 1.284s^2 + 0.0003167s + 8.402e^{-5}} \quad (6)$$

$$G(s) = \frac{0.02368s^2 + 0.0004096s + 3.021e^{-5}}{s^3 + 0.5191s^2 + 0.005583s + 5.328e^{-5}} \quad (7)$$

Na Tabela 2 são apresentados os resultados quantitativos dos modelos computacionais SIMO, as saídas sendo Pressão e Vazão. Foi observado que os modelos ARMAX e a Função de Transferência apresentaram bom Ajuste Percentual e baixos valores para a Raiz do Erro Médio Quadrático (RMSE), Raiz do Erro Médio Quadrático Normalizada (NRMSE) e Erro Final de Predição (FPE).

Tabela 2. Dados de Performance para os modelos testados para a pressão e vazão (entre parênteses).

| Model | RMSE | NRMSE | FPE | Ajuste [%] |
|-------|-------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------|
| SS | 1,107 (0,798) | 6.3e-5 (21.0e-5) | 636.7e-5 (21.1e-5) | 72.25 (84.35) |
| TF | 0.365 (0.211) | 178.3e-5 (41.2e-5) | 179.0e-5 (413.6e-5) | 94.40 (90.33) |
| ARX | 0.748 (0.068) | 666.7e-5 (21.5e-5) | 669.5e-5 (21.6e-5) | 73.01 (84.42) |
| ARMAX | 0.607 (0.079) | 628.9e-5 (21.21e-5) | 633.5e-5 (21.3e-5) | 88.01 (89.84) |

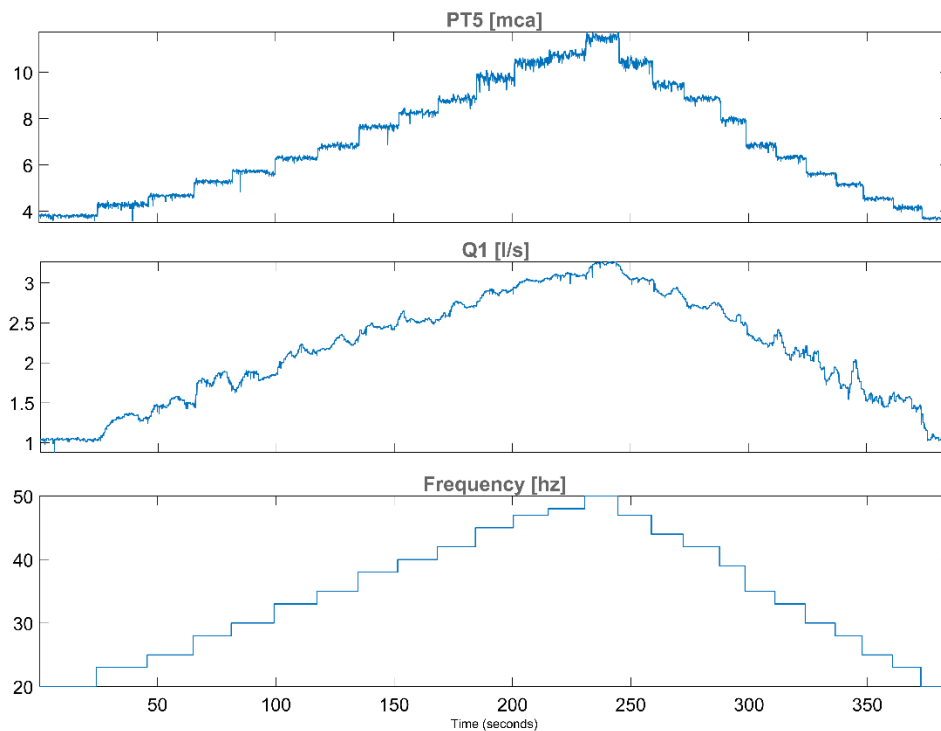


Figura 5. Relação dos dados de treinamento SIMO.

Os modelos paramétricos apresentaram vantagens na modelagem do sistema hidráulico utilizado neste trabalho. Este sistema apresenta poucas não-linearidades, notadamente, se houver variação da demanda de água pela VRP as não-linearidades aumentarão, exigindo aperfeiçoamentos para os métodos aqui utilizados, como o aumento da ordem dos modelos. Tudo isso representa certas limitações da aplicação dos modelos paramétricos. Foi observado, também, um problema relacionado ao não-sobreajuste (*no-overfitting*), que ocorreu quando os dados de validação foram testados e apresentaram valores razoáveis de ajuste, mas não como o esperado quando foram utilizados dados de treinamento. Notadamente, isso não impede o uso do modelo desenvolvido e não trouxe prejuízos ao modelo TF. Além de tudo, foi dada especial atenção em relação as ordens dos modelos, inserindo restrições e limitando as ordens ao décimo grau.

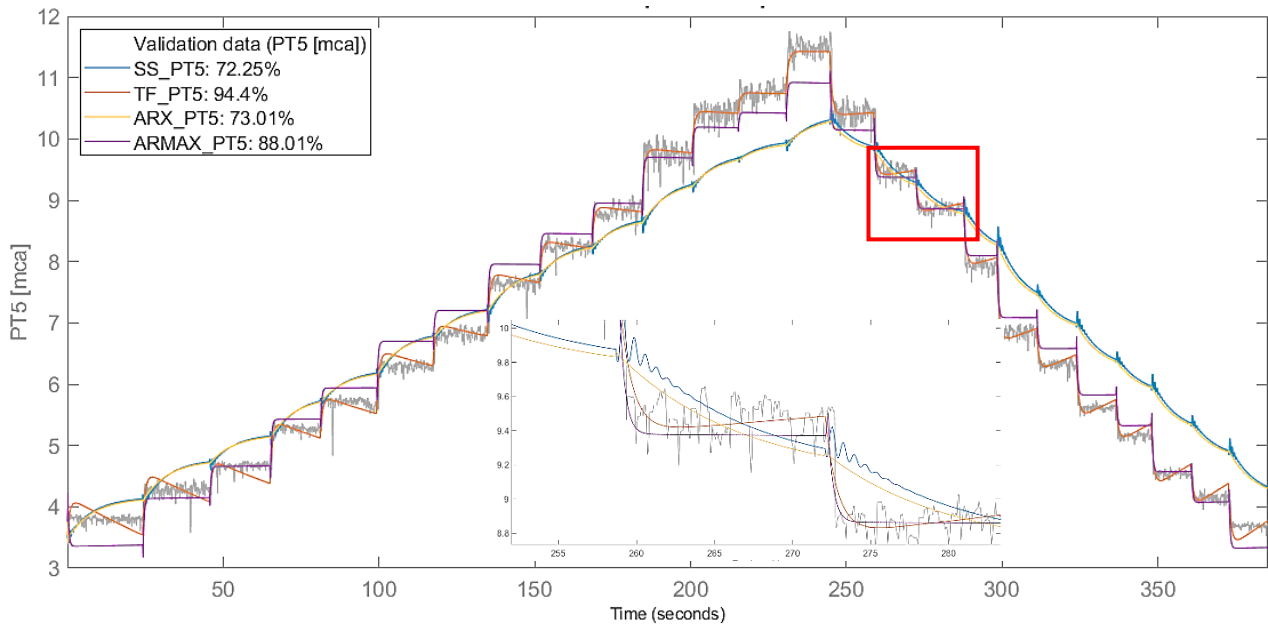


Figura 6. Resposta dos modelos paramétricos com dados de validação para a pressão de descarga (PT5).

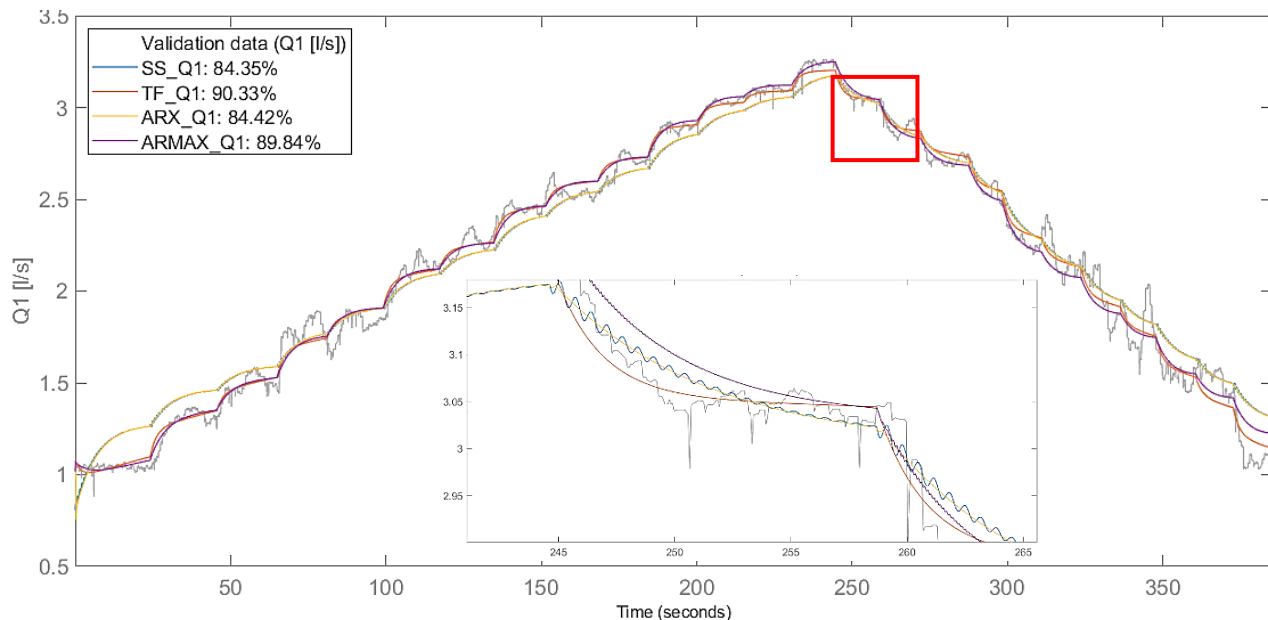


Figura 7. Resposta dos modelos paramétricos com dados de validação para a vazão de descarga (Q1).

A aplicação dos modelos computacionais, aqui desenvolvidos, é direcionada a análise e simulação, com o objetivo de desenvolver estratégias e algoritmos de controle que resultem na maior eficiência operacional, reduzindo consideravelmente o consumo energético do sistema de bombeamento. Além disso, o desenvolvimento de um modelo que relacione os parâmetros de operação à eficiência energética do sistema resulta em uma ferramenta eficaz na análise energética do sistema diante diversos cenários de operação. Há, também, a possibilidade de se utilizar o modelo para caracterizar a eficiência energética dos CMBs. O que abre diversas possibilidades para a operação otimizada de sistemas que possuem um elevado número de CMBs, podendo estes operarem em determinados momentos em série ou paralelo, e com cargas parciais ou plenas.

5. CONCLUSÕES

O avanço computacional tem sido fundamental para o desenvolvimento de modelos dinâmicos precisos, especialmente para sistemas multivariáveis e não-lineares. Neste estudo, realizou-se a identificação computacional de um sistema de bombeamento de água, caracterizado por não-linearidades suaves, e compararam-se os modelos obtidos para avaliar sua precisão e exatidão diante das condições reais de operação. Os resultados indicaram que as funções de transferência (TF) demonstraram vantagens em relação aos métodos regressivos (ARX e ARMAX) na modelagem de sistemas hidráulicos. Ademais, os conceitos desenvolvidos e aplicados aqui têm potencial para serem bem-sucedidos em sistemas hidráulicos similares, automatizados ou não, e até mesmo em sistemas pneumáticos que compartilham

características como a variação de demanda. As vantagens incluem um tempo de projeto reduzido, alta precisão e economia energética, o que viabiliza sua aplicação em contextos científicos, educacionais e práticos. Como perspectivas para futuras pesquisas, sugere-se a implementação de redes neurais artificiais para a modelagem de sistemas hidráulicos, dada sua capacidade de aprendizado e generalização. Essa abordagem pode contribuir ainda mais para a eficiência e aprimoramento desses sistemas em diversas aplicações.

6. REFERENCIAS

- ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL. BIG – Banco de Informações de Geração, 2023. Disponível em: Acesso em: 27 de nov. 2023.
- Agência Nacional de Águas (ANA), 2019. Informe Anual: Conjuntura de Recursos Hídricos do Brasil.
- Aguirre, L. A.. (2017). Introdução à Identificação de Sistemas. 4ª edição. Editora UFMG. ISBN: 9788542300796.
- Bittencourt, M. C. 2007, “Identificação de sistemas dinâmicos lineares – métodos paramétricos e não paramétricos” Relatório do projeto de graduação apresentado ao fim do curso de graduação. Universidade de Brasília.
- Cavalcanti, D., Moura, J., Villanueva, J. M., Gomes, H. (2018). Modelagem de um sistema de bombeamento para o controle de vazão por conversor de frequência baseado na teoria de identificação de sistemas. doi:10.20906/CPS/CBA2018-0313.
- Coutinho, F. A. B., Chiguero, T., Melo, R. O. Modelagem de um sistema de bombeamento fotovoltaico utilizando redes neurais artificiais e comparativo com modelagem tradicional. VII Congresso Brasileiro de Energia Solar, 2018.
- Fecarotta, O.; Martino, R.; Morani, M.C. (2019). Wastewater Pump Control under Mechanical Wear. *Water* 2019, 11, 1210. doi.org/10.3390/w11061210
- Feng, H., Yin, C., Ma, W., Yu, H., Cao, D. (2019). Parameters identification and trajectory control for a hydraulic system. *ISA Transactions*. doi:10.1016/j.isatra.2019.02.022.
- Gandhi, B. K., Singh, S. N., & Seshadri, V. (2002). Effect of Speed on the Performance Characteristics of a Centrifugal Slurry Pump. *Journal of Hydraulic Engineering*, 128(2), 225–233. doi:10.1061/(asce)0733-9429(2002)128:2(225).
- Gomes, H. P., Carvalho, P. D. 2019, Manual de Sistema de Bombeamento-Eficiência Energética. João Pessoa, Ed. UFPB.
- Furtado, E. C., MENDES, E. M. A. M., NEPOMUCENO, E. G. e S., Valceres V. R., 2002, "Identificação de sistemas dinâmicos não-lineares contínuos utilizando modelos NARMAX: estudo de caso de um forno a arco elétrico" XIV Congresso Brasileiro de Automática, Natal, RN, Brasil, pg. 2150 - 2155.
- Ha, D., Zheng, G., Zhou, H., Zeng, C., Zhang, H. (2019). Estimation of hydraulic parameters from pumping tests in a multiaquifer system. *Underground Space*. doi:10.1016/j.undsp.2019.03.006.
- Ljung, L., GLAD, T. 1994, “Modeling of dynamic systems”, 1ª ed., Prentice Hall International, United Kingdom.
- Ljung, L., 2020. “System Identification Toolbox User’s Guide”, Disponível em: <http://www.mathworks.com>. Acesso em 18 de maio de 2020.
- Instituto Trata Brasil (2023). Disponível em: <http://tratabrasil.org.br/>. Acesso em 23 de Dezembro de 2023.
- Meunier, S., Heinrich, M., Quéval, L., Cherni, J. A., Vido, L., Darga, A., Marchand, C. (2019). A validated model of a photovoltaic water pumping system for off-grid rural communities. *Applied Energy*, 241, 580–591. doi:10.1016/j.apenergy.2019.03.035.
- Moreira, H. A. M., Gomes, H. P., Villanueva, J. M., 2019b. “Controle inteligente aplicado à um sistema de bombeamento de água”. 14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, 2019, Ouro Preto, MG
- Nazif, S., Karamouz, M., Tabesh, M., & Moridi, A. (2009). Pressure Management Model for Urban Water Distribution Networks. *Water Resources Management*, 24(3), 437–458. doi:10.1007/s11269-009-9454-x.
- Nyquist, H. (1932). Regeneration Theory. *Bell System Technical Journal*, 11(1), 126–147. doi:10.1002/j.1538-7305.1932.tb02344.x.
- Pillonetto, G., Aravkin, A., Gedon, D., Ljung, L., Ribeiro, A. H., e Schön, T. B. (2023). Deep networks for system identification: a survey. arXiv preprint arXiv:2301.12832. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.12832>
- Silva, R. P. da, 2015, “Introdução à identificação de sistemas utilizando o System Identification Toolbox do MATLAB em conjunto com o Arduino para o Laboratório de Controle Linear”. Guaratinguetá, São Paulo.
- Simpson, A. R., & Marchi, A. (2013). Evaluating the Approximation of the Affinity Laws and Improving the Efficiency Estimate for Variable Speed Pumps. *Journal of Hydraulic Engineering*, 139(12), 1314–1317. doi:10.1061/(asce)hy.1943-7900.0000776.
- Söderström, Torsten; Stoica, Petre. Instrumental variable methods for system identification. *Circuits, Systems and Signal Processing*, v. 21, n. 1, p. 1-9, 2002.
- Tsutiya, M. T., 2006, Redução do Custo de Energia Elétrica em Sistemas de Abastecimento de Água. ABES Associação Brasileira de Engenharia Sanitária e Ambiental. São Paulo.
- Walski, T., & Creaco, E. (2016). Selection of Pumping Configuration for Closed Water Distribution Systems. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 142(6), 04016009. doi:10.1061/(asce)wr.1943-5452.0000635.

7. RESPONSABILIDADE PELAS INFORMAÇÕES

Os autores são os únicos responsáveis pelas informações incluídas neste trabalho.